



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 (5): 1295 - 1303.

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

黄华毅¹, 马晓航², 扈丽丽¹, 黄咏槐¹, 黄焕华^{1*}

(1. 广东省林业科学研究院, 广州 510520; 2. 零晓 (北京) 科技有限公司, 北京 100083)

摘要: 松材线虫病因其破坏性强、传播速度快和防治难度大等特点, 严重威胁着我国的松林资源。及时发现、定位和清理病死松树是控制松材线虫病蔓延的有效手段。本研究利用小型无人机获得松材线虫病疫点的可见光和多光谱的航摄影像。根据松树针叶颜色变化, 将松材线虫 *Bursaphelenchus xylophilus* 侵染的松树分为病树和枯死树两种类型。将无人机遥感正摄影像图切割成瓦片图, 根据不同植被指数的特征差异, 筛选出含病树和枯死树的瓦片图。训练 Fast R-CNN 深度学习框架形成最终模型, 通过模型运算获得病枯死松树的分布地图及坐标点位置。研究结果显示 Fast R-CNN 深度学习和无人机遥感相结合能有效识别出病树和枯死树, 正确率分别达到 90% 和 82%, 漏检率分别为 23% 和 34%, 可为大面积监测松材线虫病的发生现状和流行动态、评估防控效果和灾害损失提供技术支持。

关键词: 无人机; 遥感; Fast R-CNN; 松材线虫病; 监测

中图分类号: Q968.1; S433

文献标识码: A

文章编号: 1674-0858 (2021) 05-1295-09

The preliminary application of the combination of Fast R-CNN deep learning and UAV remote sensing in the monitoring of pine wilt disease

HUANG Hua-Yi¹, MA Xiao-Hang², HU Li-Li¹, HUANG Yong-Huai¹, HUANG Huan-Hua^{1*}

(1. Guangdong Academy of Forestry Guangzhou, Guangdong 510520, China; 2. Lingxiao (Beijing) Technology Co., Ltd., Beijing 100083, China)

Abstract: Pine wilt disease (PWD) poses a huge threat to pine wood forest because of its destructiveness, rapid spread and difficult prevention and treatment. Finding, locating and cleaning the disease or death pine trees in time was an effective means to control the spread of PWD. This paper used a small fixed-wing unmanned aerial vehicle (UAV) acquisition platform to obtain visible light orthophotograph image and multispectral orthophotograph image of disease areas of PWD. According to the color change of the pine needles, the pine trees infected by *Bursaphelenchus xylophilus* were divided into two categories of diseased trees and dead trees. The UAV remote sensing orthophoto images were cut into tile maps, and the tile maps containing diseased trees or dead trees were screened according to the difference in characteristics of different vegetation index. Training Fast R-CNN depth learning frame formed a final model, and the distribution maps and location coordinates of diseased trees and dead trees were obtained through the final

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFD0600105)

作者简介: 黄华毅, 男, 1989 年生, 江西九江人, 博士, 助理研究员, 主要从事林业有害生物监测和综合防控技术研究, E-mail: hhy19890408@163.com

* 通讯作者 Author for corresponding: 黄焕华, 男, 硕士, 研究员, 主要从事林业有害生物监测和综合防控技术研究, E-mail: hhh87@126.com

收稿日期 Received: 2021-06-11; 接受日期 Accepted: 2021-06-23

model operation. The results showed that the combination of Fast R-CNN deep learning and UAV remote sensing could effectively identify the diseased tree and dead tree, the accuracy rate were 90% and 82%, the leak detection rate was 23% and 34%. This method could provide technical support for the research and control of PWD, including the large-scale monitoring of the occurrence status and epidemic dynamics, evaluation control effects and disaster losses.

Key words: Unmanned aerial vehicle (UAV); remote sensing; Fast R-CNN; pine wilt disease (PWD); monitor

松树是我国种植面积最大、分布最为广泛的树种之一。松材线虫病是松材线虫 *Bursaphelenchus xylophilus* (Steiner & Buher) Nickle 侵染引起的松树毁灭性病害,具有破坏力强、传播迅速的特点。松材线虫病自然传播主要依赖媒介昆虫松褐天牛 *Monochamus alternatus* Hope 的传播;远距离、跳跃式扩散主要通过疫木运输等人为因素(谢伟忠等, 2017)。根据国家林业与草原局 2021 年第 5 号松材线虫病疫区公告,松材线虫病目前已广泛传播至我国大陆的 17 个省(市、自治区)的 721 个县级疫区(较 2020 年度新增县级疫区 63 个)(国家林业与草原局, 2021)。松材线虫病的发生具有随机性和突发性,而其防控工作又具有长期性、艰巨性和复杂性的特点,因此第一时间发现疫情并了解其危害情况是松材线虫病防控的关键(马跃等, 2014)。

我国松林分布区大部分处在松材线虫病的适生区,面临着松材线虫病的潜在威胁,迫切需要能灵活、高效、大面积监测松材线虫病疫情的技术手段(冯益民等, 2009; 韩阳阳等, 2014)。以往松材线虫病监测主要以人工地面调查为主,但由于松林大多处于山高、路陡、林密的地区,导致人工地面调查成本高、效率低,在林间又难以覆盖所有病枯死松树,导致遗漏现象普遍,从而难以精确掌握疫情发生动态情况(张红梅等, 2017)。卫星遥感在森林病虫害监测上已有广泛的应用,如可用于森林病虫害定量检测的高分五号卫星数据(陶欢等, 2020)。但卫星遥感易受空间分辨率、大气影响和重访周期的限制,难以灵活获取松材线虫病监测的高精度影像,对于特定时间窗口单株树级别的变色松树监测难以准确定位(Xue *et al.*, 2017)。无人机遥感作为一种快速、实时、可靠且便于大面积覆盖的监测技术,克服了地面调查和卫星遥感监测的不足,并可根据监测工作的技术要求灵活调整分辨率和采集数据种类,有针对性的获取不同的植被特征;伴随着无

人机稳定技术和定位技术的发展,无人机遥感图像和定位技术也得到了显著的提升。目前,国内外已有大量研究和应用结果表明采用无人机遥感能够高效监测松材线虫病。吕晓君等(2016)利用无人机遥感分别对小蠹虫和松材线虫致死的变色枯死松树进行低空监测,通过人工判读定位标示出了大量疑似枯死松树。武红敢等(2019)利用无人机遥感分析了重庆市沙坪坝区松材线虫病发生情况。Hu 等(2020)、Deng 等(2020)和 Iordache 等(2020)均利用无人机遥感来高效监测松材线虫病的发生。

通过无人机遥感监测松材线虫病的过程中,早期普遍依靠人工目视法来寻找和定位病枯死松树。李卫正等(2014)利用小型无人机获得遥感影像,采取人工目视法并结合 GeoLink 软件寻找和定位出病枯死松树,基本满足人工现场采伐的精度要求。通过利用病枯死松树的一些植被特征,建立简单的机器学习算法进行特征筛选,从而实现对病枯死松树的检测和定位,有效提高了松材线虫病监测的效率,降低了成本。张学敏等(2014)利用 3 种支持向量数据描述的方法识别病枯死松树,可在无人机可见光和红外图像条件下对病枯死松树分类识别。刘遐龄等(2019)利用模板匹配法对无人机遥感影像中的病枯死松树进行识别。刘金沧等(2019)证明 CRF 方法能高效判别可见光遥感图像中的病枯死松树。陶欢等(2019)基于“色调-饱和度-明度”(HSV)的阈值分割法来识别病枯死松树。黄焕华等(2018)、都本绪等(2018)和曾全等(2019)通过归一化植被指数(NDVI)运算均高效识别和定位出了无人机遥感中的病枯死松树。随着深度学习的出现,多种基于深度学习手段的目标检测算法逐步在森林病害识别和目标分级分类等领域广泛应用,如 YOLO、R-CNN、SDD 等算法(刘嘉政等, 2019)。李浩等(2020)和 Deng 等(2020)均利用 Faster R-CNN 深度学习框架对无人机可见

光遥感影像中的病枯死松树进行判别, 最终判别的正确率分别达到 83.2% 和 90%。深度学习技术相比传统的机器学习能有效改善计算重复和效率低下的问题, 与无人机遥感相结合检测和定位松材线虫病枯死松树的技术方法, 是松材线虫病监测技术研究和应用的热点方向。

松材线虫病疫情的越早发现, 有效防治措施实施的越快是阻止其传播和危害的重要策略, 可大大减少其对生态环境的破坏和造成的经济损失。本研究利用小型固定翼无人机采集松材线虫病疫点可见光和多光谱的航摄影像, 结合 Fast R-CNN 深度学习算法对无人机遥感影像中的病枯死松树进行检测和定位, 获得病枯死松树的分布地图及坐标点位置, 研究结果可为无人机大面积监测松材线虫病的发生现状和流行动态、评估防控效果和灾害损失提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 试验地点和航摄设备

1.1.1 试验地点

位于广东省河源市新回龙镇松材线虫病发生区, 松林面积为 430.0 hm², 其四角经度、纬度分别为: 西北角 (114°30′24.63″, 23°44′5.32″)、东北角 (114°30′57.23″, 23°44′22.64″)、东南角

(114°30′35.83″, 23°43′50.99″) 和西南角 (114°29′6.69″, 23°43′19.70″)。

1.1.2 航摄设备

航摄影像采集选用 SFW-15 型固定翼无人机, 搭载索尼 A6000 相机作为拍摄可见光和多光谱影像的照相机, 近红外波段为 840 nm, 相机效像元数高于 2 430 万像素, 支持 GPS 功能, 配置 35 mm 定焦镜头, 在一定高度作业可以获取影像的地面分辨率 0.1 m。

1.2 无人机航摄环境条件及实施情况

无人机航摄时间为 2018 年 10 月 20 日。在航摄过程中, 天气条件为 20 ~ 29℃, 多云, 微风, 无持续风向, 空气质量良好。航摄高度为 450 m, 航向重叠率在 74.45% ~ 76.90% 之间, 旁向重叠率在 62.48% ~ 63.64% 之间; 采用垂直摄影, 往复直线飞行; 速度是 75 km/h, 时长为 15 min。

1.3 不同健康状态松树分类

根据松材线虫侵染危害松树后, 松树针叶颜色变化情况, 将被松材线虫病危害的松树分为病树和枯死树, 其中病树是指针叶变成橙黄色至红褐色时期的松树 (图 1-B); 枯死树是指病树在林间未及时处理后, 针叶变成灰白色时期的松树 (图 1-C)。而松树针叶呈现绿色的表示未受松材线虫危害的健康松树 (图 1-A)。



图 1 不同健康状态松树

Fig. 1 Pine trees in different health states

注: A, 健康松树; B, 病树; C, 枯死树。Note: A, Healthy pine; B, diseased tree; C, dead tree.

1.4 航摄影像的处理和分析

1.4.1 航摄采集影像数据的处理

采集完航摄图像数据后, 首先对航摄图片质量进行检查和处理, 剔除质量较低的图片, 同时对质量合格的照片进行预处理, 包括自动校正照片的白平衡; 降低航拍时太阳光照对地面的影响; 修正镜头畸变造成的像素偏移等。随后采用拼图软件 LAMapper 对航摄影像进行全分辨率拼接, 包括对可见光和多光谱的空中三角测量和像素匹配

处理, 获得正摄影像图。

1.4.2 瓦片图的生成和筛选

对拼接形成的正摄影像图进行切割, 生成 20 级的 256 × 256 像素的瓦片图, 并在遥感软件 ERDAS 中生成瓦片图的归一化植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI)、加强型归一化植被指数 (Enhanced normalized difference vegetation index, ENDVI) 和植被异常指数 (Ailingx vegetation anomaly index, AVAI)。将

生成的瓦片图先分成 3 大类, 分别为植被瓦片图、水域瓦片图和土地瓦片图, 其中因为水泥地、房屋、道路等的指数特征和土地的指数特征相似, 所以均将其列为土地瓦片图。通过统计和对比不同类型瓦片图的 NDVI 指数和 ENDVI 指数的特征值, 剔除非植被瓦片图; 再将植被瓦片图细分为不含病枯死松树的正常植被瓦片图和含病枯死松树的异常植被瓦片图, 通过统计和对比不同类型瓦片图的 AVAI 指数的特征值, 进一步剔除健康植被瓦片图, 最终留下筛选后的瓦片图数据。

1.4.3 病枯死松树的自动化识别和定位

利用筛选下来的瓦片图建立病树和枯死树的标准集, 所建立的标准集包含了 100 株病树和 100 株枯死树的标准集样本, 将标准集喂给 Fast R-CNN 框架进行训练, 并获取输出, 之后对参数进行调整, 直到梯度不再下降变化, 得到结果模型; 将筛选下来的瓦片图数据输入模型进行运算, 自动化识别出病枯死松树, 并得到病枯死树的定位信息, 最后将瓦片图和自动化识别结果加载至 AilingxForest 软件系统内, 来进行数据可视化展现和交互。

1.5 识别的正确率及定位精度的验证

为验证自动化识别病枯死松树的正确率及定位的精度, 在 AilingxForest 软件系统中对标记出的

病枯死树的标记点进行检验, 分别选择 100 个病树标记点和 100 个枯死树标记点, 通过局部放大检验是否有病枯死松树存在, 计算正确率; 在正射影像图中分别选取面积大小为 35.6 hm² 的区域, 该区域包含三个部分, 分别分布在正射影像图的东部、西部和南部, 通过局部放大后人工目视判读统计所选区域病枯死数量, 与同一地区自动化识别的病枯死松树的数量进行对比, 检查自动化识别的漏检率; 在航摄区域内的林道两侧, 采用 GPS 仪测定识别出的病枯死树的坐标点, 与自动化提取的坐标点数据进行比对分析, 检查自动化识别的定位精度。

2 结果与分析

2.1 航摄数据采集及拼接

本次航摄采集了航摄区域的可见光图像、近红外图像和 NDVI 图像, 对航摄影像进行全分辨率拼接处理获得正射影像图 (图 2)。对选取正射影像图的可见光图像中的部分区域进行放大分析, 检查其航拍质量和分辨率, 能有效分辨出单株病枯死松树, 表明数据采集质量精度达到后期分析要求 (图 3)。

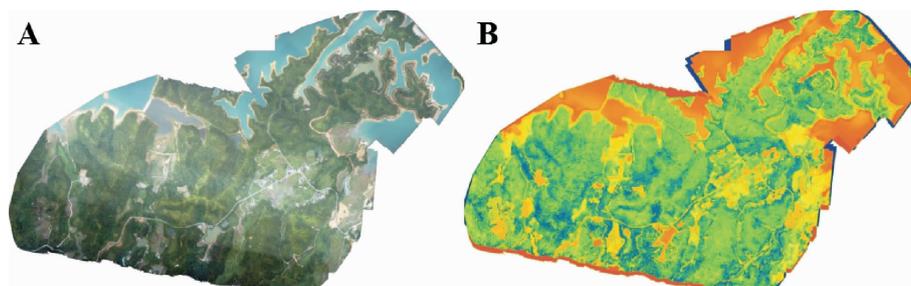


图 2 拼接获得的可见光图像 (A) 和 NDVI 图像 (B)

Fig. 2 Visible light image (A) and NDVI image (B) obtained by stitching



图 3 航摄精度效果图像

Fig. 3 Aerial photography accuracy effect image

2.2 瓦片图的筛选

统计分析结果显示植被瓦片图的 NDVI 指数和 ENDVI 指数的特征均值分别为 0.0056 和 0.0556, 而水域瓦片图的 NDVI 指数和 ENDVI 指数的特征均值分别为 -0.6722 和 -0.2231, 土地瓦片图的 NDVI 指数和 ENDVI 指数的特征均值分别为 -0.4678 和 -0.1035 (图 4)。因此, 结合 NDVI 指数和 ENDVI 指数的特征值, 可从瓦片图中较好

的剔除非植被瓦片图。统计分析健康植被瓦片图和异常植被瓦片图的 AVAI 指数的特征值, 结果显示健康植被瓦片图的 AVAI 指数特征均值为 0.1372, 而含病枯死松树的异常瓦片图的 AVAI 指数特征均值为 0.0858 (图 5), 因此, 利用 AVAI 指数特征差异在一定范围内可剔除健康植被瓦片图。

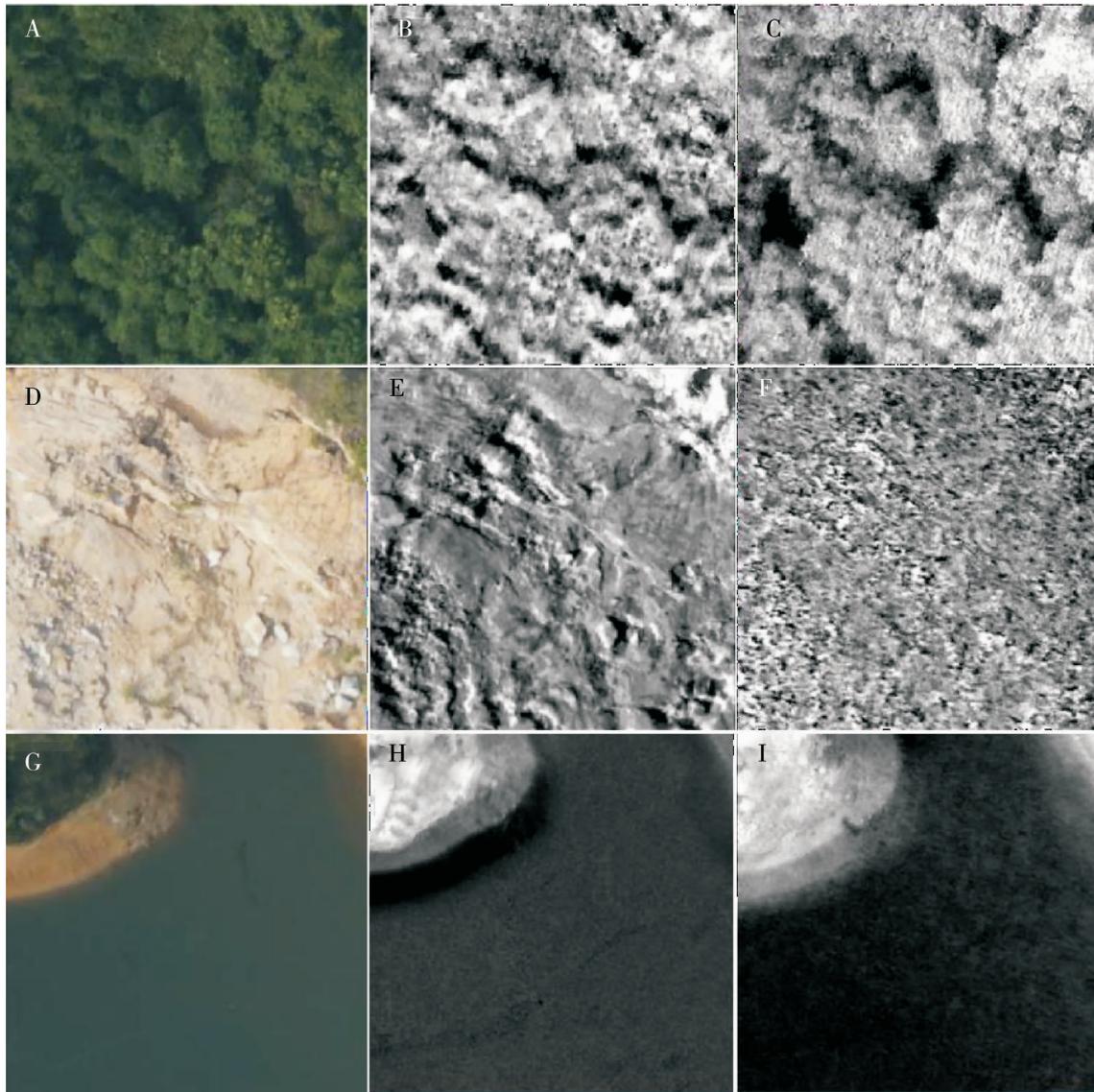


图 4 不同类型的瓦片图

Fig. 4 Different types of tile map

注: A、B 和 C 分别代表植被瓦片图的可见光图像、NDVI 指数图像和 ENDVI 指数图像; D、E 和 F 分别代表土地瓦片图的可见光图像、NDVI 指数图像和 ENDVI 指数图像; G、H 和 L 分别代表土地瓦片图的可见光图像、NDVI 指数图像和 ENDVI 指数图像。Note: A, B and C represented the visible light image, NDVI index image and ENDVI index image of the vegetation tile map, respectively; D, E and F represented the visible light image, NDVI index image and ENDVI index image of the land tile map, respectively; G, H and L represented the visible light image, NDVI index image and ENDVI index image of the water tile map, respectively.

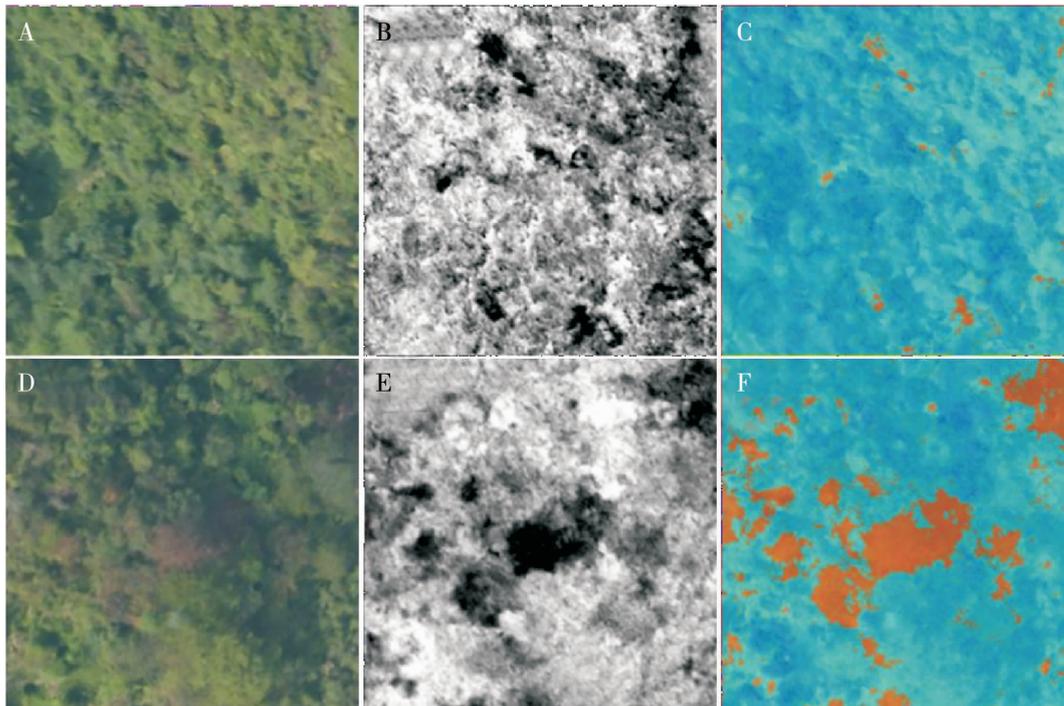


图5 不同类型的植被瓦片图

Fig. 5 Different types of vegetation tile map

注: A、B 和 C 分别代表健康植被瓦片图的可见光图像、AVAI 指数灰度图像和 AVAI 指数伪彩图像; D、E 和 F 分别代表异常植被瓦片图的可见光图像、AVAI 指数灰度图像和 AVAI 指数伪彩图像。Note: A, B, and C represented the visible light image, the AVAI index grayscale image and the AVAI index pseudo-color image of the healthy vegetation tile map, respectively; D, E, and F represented the visible light image, the AVAI index grayscale image and the AVAI index pseudo-color image of the abnormal vegetation tile map, respectively.

2.3 病枯死松树的识别和定位

利用建立的 Fast R-CNN 模型,对本次航摄区域的病枯死树进行自动化识别和定位,共自动化识别出病枯死松树 794 株,其中病树有 227 株,枯死树有 567 株,同时获得其坐标点位置,航摄区域病枯死松树的分布标示如图 6。



图6 病树和枯死树识别分布标示图

Fig. 6 Distribution map of diseased trees and dead trees

注: 黄色标记代表病树, 红色标记代表枯死树。
Note: Yellow marks represented diseased trees, red marks represented dead trees.

2.4 识别的正确率及定位精度的验证

选择的 100 个病树标记点和 100 个枯死树标记点,通过局部放大检验能发现有病树和枯死树的数量分别为 90 株和 82 株,识别的正确率达到 90% 和 82%。通过人工目视判读检验发现所选的正摄影像局部区域共有病树和枯死树分别为 86 株和 264 株,其中自动化识别出病树和枯死树分别为 66 株和 174 株,漏检的病树和枯死树分别为 20 株和 90 株,自动化识别的病树的漏检率达到 23%,枯死树的漏检率达到 34%。根据 50 株病枯死松树自动化提取的位置信息与 GPS 实测位置信息比对,坐标点位置的平均水平误差为 3.06 m,其中最大水平误差为 7.07 m,最小为 0.79 m,因此利用识别出的病枯死树的坐标信息能够准确找到对应的病枯死松树。

3 结论与讨论

本研究通过小型固定翼无人机采集低空遥感航摄影像并拼接形成正摄影像图,包括可见光和

多光谱图像,将拼接形成的正摄影像图切割生成 20 级的瓦片图,利用 NDVI、ENDVI 和 AVAI 指数对瓦片图进行筛选,剔除非植被瓦片图和健康植被瓦片图,建立 Fast R-CNN 模型对筛选后的瓦片图进行运算,检测和定位病枯死松树,最终自动化识别出病枯死松树 794 株,其中病树有 227 株,枯死树有 567 株,并获得其坐标点位置。本研究是在 2017 年研究的基础上,对自动化识别技术的进一步改进而形成的新的技术手段。2017 年的自动化识别技术是单纯使用 NDVI 指数进行枯死松树的筛选,主要包括 NDVI 阈值筛选、去噪声和对照 RGB 筛选三个主要步骤,枯死树的模式特征是人为筛选的,导致主观影响因素影响大,在缺少专业技术人员的情况下难以保证识别的准确性(黄焕华等,2018)。而本研究是利用深度学习网络让计算机自动学习出病枯死松树的模式特征,并将特征学习融入到建立模型的过程中,从而减少了人为识别特征造成的不完备性,因此通过机器的不断学习,其识别的准确性也会逐步提高,同时也不受专业知识的限制,能够更好的推广应用。

本研究对松材线虫病危害的病树和枯死树自动化识别的正确率分别达到 90% 和 82%,正确率很高但依然存在一定的误差,而导致的这些误差的原因主要是相似样本的干扰。对于病树来说主要是非松树的枯黄植物和部分变色植物的干扰,对于枯死树来说主要是其他枯死植物(丛竹、杉木等)的干扰较多(李卫正等,2014;吕晓君等,2016)。虽然本次自动化识别的正确率较高,但识别的漏检率却不是理想,病树和枯死树分别达到 23% 和 34%,漏检率较高的原因主要有两方面:第一,是松材线虫病的发病是一个渐变的过程,不同时期的针叶变化差异较大。对于病树,早期针叶是微黄色,中期是黄褐色,后期就是红褐色;对于枯死树,早期针叶未脱落时呈现明显的灰白色,而后期针叶脱落后就呈现浅黑色且冠层不明显(王震等,2007;徐华潮等,2011)。第二,前期瓦片图分割时不够精细,一个瓦片图包含多株松树,同时部分病树和枯死树是 2 株或多株连在一起,从而导致一个瓦片图中可能包含多株病树和枯死树,然而识别的时候一个瓦片图只输出一个数据和坐标点。因此,要提高自动化识别的正确率,应该积累更大范围的病枯死松树症状样本和变色树种及其他非松材线虫病枯死松树特征样本,分析变色树种的特征和其他非松材线虫病枯

死松树特征与松材线虫病枯死松树症状的区别,寻找相关差异特征因子,排除非病枯死松树的干扰(梁益同等,2003;Berni *et al.*,2009)。而要降低漏检率,首先需要增加病枯死松树的不同时期的标准集的样本量,对模型进行进一步优化和调整,使模型能全面覆盖病树和枯死树的不同时期的特征;另外对瓦片图进行进一步的细分,最大限度实现一个瓦片图中只包含一株病树或枯死树,但瓦片图越细分,出现一株树被分割在不同瓦片图上的概率越高,最终也会影响识别效果。通过多种措施的改进,理论上能够逐步提高识别的正确率,降低漏检率。

目前,使用无人机搭载多种类型的传感器(可见光、红外、多光谱和高光谱相机、激光扫描仪等)在森林资源调查和评估、荒漠化和沙化监测、森林巡护、林业执法、森林病虫害监测、森林火灾预警及现场指挥、自然灾害灾后评估等方面的应用越来越普遍(赵国帅,2017)。利用无人机低空遥感和自动化识别技术检测和定位松材线虫病危害的病枯死松树,能显著提高松材线虫病监测的效率和客观性,能有效监测松材线虫病疫情的发展动态,为松材线虫病的应急除治提供依据;同时也为松材线虫病灾害损失和防治效果评价提供客观、准确的依据,为评价各级政府部门落实松材线虫病等重大林业有害生物防控目标责任、生态环境损害责任,以及森林自然灾害保险理赔等提供客观依据。本研究的结果表明 Fast R-CNN 深度学习和无人机遥感相结合能高效检测和定位松林中松材线虫病危害的病枯死松树,为大面积监测松材线虫病的发生现状和流行动态、评估防控效果和灾害损失提供技术支撑,具有重要意义。

参考文献 (References)

- Berni JA, Zarco-Tejad PJ, Suárez L, *et al.* Thermal and narrowband multispectral remote sensing for vegetation monitoring from an unmanned aerial vehicle [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47 (3): 722–738.
- 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.
- Du BX, Jiang A, Li CL, *et al.* Prevention of *Bursaphelenchus xylophilus* in Dalian by the UAV monitoring [J]. *Journal of Hebei Forestry Science and Technology*, 2018, 1: 66–70. [都本绪,姜奥,李传林,等.大连市无人机预防监测松材线虫病技术路线[J].河北林业科技,2018,1: 66–70]

- Feng YM, Zhang HJ, Lv Q, *et al.* Quantification of suitability distribution region of *Bursaphelenchus xylophilus* in China [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2009, 45 (2): 65–71. [冯益明, 张海军, 吕全, 等. 松材线虫病在我国适生性分布的定量估计 [J]. 林业科学, 2009, 45 (2): 65–71]
- Han YY, Wang Y, Xiang Y, *et al.* Prediction of potential distribution of *Bursaphelenchus xylophilus* in China based on Maxent ecological niche model [J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2015, 39 (1): 6–10. [韩阳阳, 王焱, 项杨, 等. 基于 Maxent 生态位模型的松材线虫在中国的适生区预测分析 [J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2015, 39 (1): 6–10]
- Hu G, Yin C, Wan M, *et al.* Recognition of diseased pinus trees in UAV images using deep learning and AdaBoost classifier [J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 194: 138–151.
- Huang HH, Ma XH, Huang HY, *et al.* A preliminary study on monitoring of dead pine trees caused by pine wilt disease with fixed-wing unmanned aerial vehicle [J]. *Journal of Environmental Entomology*, 2018, 40 (2): 301–308. [黄焕华, 马晓航, 黄华毅, 等. 利用固定翼无人机监测松材线虫病疫点枯死松树的初步研究 [J]. 环境昆虫学报, 2018, 40 (2): 301–308]
- Iordache MD, Mantas V, Baltazar E, *et al.* A machine learning approach to detecting pine wilt disease using airborne spectral imagery [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12 (14): 2280.
- Li H, Fang WQ, Li LL. Recognition of pine wood infected with pine nematode disease based on deep learning [J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2020, 6: 99–104. [李浩, 方伟泉, 李浪浪, 等. 基于深度学习的松材线虫病害松树识别 [J]. 林业工程学报, 2020, 6: 99–104]
- Li WZ, Shen SG, He P, *et al.* A precisely positioning technique by remote sensing the dead trees in stands with inexpensive small UAV [J]. *Forestry Science and Technology Development*, 2014, 28 (6): 102–105. [李卫正, 申世广, 何鹏, 等. 低成本小型无人机遥感定位病死木方法 [J]. 林业科技开发, 2014, 28 (6): 102–105]
- Liang YT, Hu JL, Xie P, *et al.* Auto-identifying forest fire points in meteorological satellite images based on neural network [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2003, 14 (6): 708–714. [梁益同, 胡江林, 谢萍, 等. 基于神经网络的气象卫星影像森林火点自动识别的试验研究 [J]. 应用气象学报, 2003, 14 (6): 708–714]
- Liu JC, Wang CB, Chan YF, *et al.* Monitoring method of *Bursaphelenchus xylophilus* based on multi-feature CRF by UAV image [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2019, 7: 78–82. [刘金沧, 王成波, 常原飞. 基于多特征 CRF 的无人机影像松材线虫病监测方法 [J]. 测绘通报, 2019, 7: 78–82]
- Liu JZ, Wang XF, Wang T. Automatic identification of tree species based on deep learning [J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2020, 41 (1): 138–144. [刘嘉政, 王雪峰, 王甜. 基于深度学习的 5 种树皮纹理图像识别研究 [J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2020, 41 (1): 138–144]
- Liu XL, Chen DX, Li T, *et al.* Preliminary study on automatic monitoring trees infected by pine wood nematode with high resolution images from unmanned aerial vehicle [J]. *Forest Pest and Disease*, 2019, 37 (5): 16–21. [刘遐龄, 程多祥, 李涛, 等. 无人机遥感影像的松材线虫病危害木自动监测技术初探 [J]. 中国森林病虫, 2019, 37 (5): 16–21]
- Lv XJ, Wang J, Yu WG, *et al.* Study on monitoring forest pests and diseases by unmanned aerial vehicle [J]. *Hubei Forestry Science and Technology*, 2016, 45 (4): 30–33. [吕晓君, 王君, 喻卫国, 等. 无人机监测林业有害生物初探 [J]. 湖北林业科技, 2016, 45 (4): 30–33]
- Ma Y, Lv Q, Yu CM, *et al.* Study on early diagnosis technology of pine wilt disease [J]. *Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science)*, 2014, 45 (1): 158–160. [马跃, 吕全, 于成明, 等. 松材线虫病早期诊断技术研究评述 [J]. 山东农业大学学报 (自然科学版), 2014, 45 (1): 158–160]
- National Forestry and Grassland Administration. Announcement of national forestry and grassland administration (No. 5, 2021) (pine wilt disease area, 2021) [EB/OL]. (2021-03-29) [2021-06-11]. <http://www.forestry.gov.cn/main/3457/20210329/151957233445926.html>. [国家林业与草原局. 国家林业与草原局公告 (2021 年第 5 号) (2021 年松材线虫病疫区) [EB/OL]. (2021-03-29) [2021-06-11]. <http://www.forestry.gov.cn/main/3457/20210329/151957233445926.html>.]
- Tao H, Li CJ, Chen C, *et al.* Research progress in monitoring of dead pine trees caused by pine wilt disease with remote sensing [J]. *Forest Research*, 2020, 33 (3): 172–183. [陶欢, 李存军, 程成, 等. 松材线虫病变色松树遥感监测研究进展 [J]. 林业科学研究, 2020, 33 (3): 172–183]
- Tao H, Li CJ, Xie CC, *et al.* Recognition of red-attack pine trees from UAV imagery based on the HSV threshold method [J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2019, 43 (3): 99–106. [陶欢, 李存军, 谢春春, 等. 基于 HSV 阈值法的无人机影像变色松树识别 [J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2019, 43 (3): 99–106]
- Wang Z, Zhang XL, An SJ. Spectral characteristics analysis of *Pinus massoniana* suffered by *Bursaphelenchus xylophilus* [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2007, 22 (3): 367–370. [王震, 张晓丽, 安树杰. 松材线虫病危害的马尾松林木光谱特征分析 [J]. 遥感技术与应用, 2007, 22 (3): 367–370]
- Wu HG, Mou XW, Yang QY, *et al.* Remote sensing monitoring technology of pine wood nematode disease by unmanned aerial vehicle in Shapingba, Chongqing [J]. *Forest Resources Management*, 2019, 2: 109–115. [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]
- Xie WZ, Huang HH, Huang MJ, *et al.* Occurrence and control of forestry harmful organisms in Guangdong Province [J]. *Journal of Environmental Entomology*, 2017, 39 (6): 1191–1197. [谢伟忠, 黄焕华, 黄茂俊, 等. 广东省林业有害生物的发生与防控 [J]. 环境昆虫学报, 2017, 39 (6): 1191–1197]
- Xu HC, Luo YQ, Zhang TT, *et al.* Changes of reflectance spectra of

- pine needles in different stage after being infected by pine wood nematode [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31 (5): 1352 - 1356. [徐华潮, 骆有庆, 张廷廷, 等. 松材线虫自然侵染后松树不同感病阶段针叶光谱特征变化 [J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31 (5): 1352 - 1356]
- Xue J, Su B. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications [J]. *Journal of Sensors*, 2017, 1: 1 - 17.
- Zeng Q, Sun HF, Yang YL, *et al.* Precision comparison for pine wood nematode disease monitoring by UAV [J]. *Journal of Sichuan Forestry Science and Technology*, 2019, 40 (3): 92 - 95, 114. [曾全, 孙华富, 杨远亮, 等. 无人机监测松材线虫病的精度比较 [J]. 四川林业科技, 2019, 40 (3): 92 - 95, 114]
- Zhang HM, Lu YG. A review on the research of the monitoring of pine nematode diseases with UAV remote sensing technology in China [J]. *East China Forest Management*, 2017, 31 (3): 29 - 32. [张红梅, 陆亚刚. 无人机遥感技术国内松材线虫病监测研究综述 [J]. 华东森林经理, 31 (3): 29 - 32]
- Zhang XM. Research of Infected Pine Recognition in Remote Sensing Images Based on Support Vector Data Description [D]. Hefei: Anhui University, 2014. [张学敏. 基于支持向量数据描述的遥感图像病害松树识别研究 [D]. 合肥: 安徽大学, 2014]
- Zhao GS. Application and demand analysis of unmanned aerial vehicle remote sensing in forestry [J]. *Journal of Fujian Forestry Science and Technology*, 2017, 44 (1): 136 - 140. [赵国帅. 无人机遥感在林业中的应用与需求分析 [J]. 福建林业科技, 2017, 44 (1): 136 - 140]