

DOI:10.13275/j.cnki.lykxyj.2020.03.022

# 松材线虫病变色松树遥感监测研究进展

陶欢<sup>1</sup>, 李存军<sup>1\*</sup>, 程成<sup>1</sup>, 蒋丽雅<sup>2</sup>, 胡海棠<sup>1</sup>

(1. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097; 2. 安徽省林业有害生物防治检疫局, 安徽合肥 230031)

**摘要:** [目的] 综合评述了松材线虫病变色松树遥感监测的数据和方法研究进展, 并就星-机-地多源遥感数据协同监测变色松树提出展望。[方法] 通过分析松材线虫病染病松树的生理生态特征和冠层光谱, 综述遥感数据的获取、基于遥感数据的变色松树解译方法, 讨论当前松材线虫病变色松树遥感监测存在的主要问题, 并指出未来可能的研究方向。[结果] 不同的遥感监测平台对于变色松树的识别各具其优势, 地面调查具有高可靠性优势、卫星遥感具有多时相优势、无人机遥感具有高空间分辨率和高灵活性优势。其中以无人机遥感和高分卫星遥感为主的遥感技术的发展, 伴随着遥感图像解译算法和计算机软硬件的改进, 为松材线虫病疫区变色松树的快速定位和计数提供了新的手段。但新手段在变色松树监测过程中还存在着监测手段单一, 定位位置偏差大、识别精度和识别效率低等问题。[结论] 未来随着卫星数量的增多和无人机影像获取成本的减少, 从多源遥感影像上采用人工智能算法快速定位出单株变色松树和疫区变色松树的计数将成为新的模式。

**关键词:** 松材线虫病; 变色松树; 遥感监测; 光谱特征; 识别; 计数

**中图分类号:** S763.305

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-1498(2020)03-0172-12

松材线虫病 (*pine wilt disease*, PWD) 被称为松树的“癌症”, 松树感染此病后, 从发病到死亡只要 2~3 月, 最快的 40 d 左右即可表现出枯死状 (以下简称“变色松树”), 3~5 a 间便可造成大面积毁林的恶性灾害。松材线虫源于北美, 传入日本后于 1905 年在长崎被发现, 进而逐渐扩散到东亚的中国、韩国和欧洲的葡萄牙等国家和地区, 但直到 1971 年才被证实其病原是松材线虫 (*Bursaphelenchus xylophilus*, 或 *Pine wood nematode*), 传播的媒介是甲虫<sup>[1]</sup>。目前国际上关于松材线虫病的致病机理仍存在争议, 达成的共识是松材线虫病是由多种病原体、寄主松树、昆虫媒介和气候条件共同作用的结果<sup>[2]</sup>。松树感染松材线虫病后最显著的外部特征变化是松针叶的变色和松脂分泌的减少, 究其原因是松树内部光合生理参数 (如光合作用、叶绿素含量、含水量) 的变化<sup>[3]</sup>。这些变化在遥感图像上的响应产生光谱值的变化,

为变色松树的遥感监测提供了可能。

近年来, 我国高分系列卫星的发射, 为我国林业有害生物的监测提供了很好的数据源, 如可监测大尺度的高分一号卫星数据<sup>[4]</sup>, 可监测单株树级别的高分二号卫星数据, 可对树高和水分含量进行监测的高分三号雷达数据, 可用于森林病虫害定量监测的高分五号卫星数据等。无人机遥感作为一种快速、实时、可靠、无破坏性且便于大面积覆盖的监测技术, 在第 3 次全国林业有害生物普查工作中也已有应用<sup>[5]</sup>。此外, 计算机处理能力的不断提高, 尤其是机器视觉领域的图像处理算法和硬件的发展, 为卫星和无人机遥感影像的应用创造了很好的条件。松树枯萎的原因较多, 如干旱胁迫、山松甲虫、松材线虫病、衰老等。关于山松甲虫导致的松树枯萎遥感卫星和无人机遥感监测研究在北美地区开展了大量系统的研究<sup>[6-7]</sup>, 而关于松材线虫病的致病机理和防控措施在日本也有大量相关研究<sup>[8]</sup>,

收稿日期: 2019-05-21 修回日期: 2019-07-04

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41571423)

\* 通讯作者: 李存军, 研究员, 研究方向: 3S 技术在林业、生态中的应用研究, E-mail: licj@nercita.org.cn ORCID: 0000-0002-8485-6871

但有关松材线虫病变色松树的遥感监测研究尚较分散。

本文对有关松材线虫病变色松树遥感监测研究主题中涉及地面调查、卫星遥感、无人机遥感和新出现的遥感解译方法等方面的研究现状与存在的问题进行了综合评述,思考一些未来可能的研究方向,最后提出一套适合于我国山区复杂环境星-机-地多源数据协同监测变色松树的方案。

## 1 松材线虫病病感树的生理生态特征和冠层光谱变化

### 1.1 寄主松树病感阶段的生理生态特征变化

松树遭受松材线虫病后,不同树种间表现出一定的差异,但主要有两种表现形式:一是树木外部形态发生变化,如针叶褪色,枯萎;二是树木内部光合生理发生变化,如叶绿素含量和水分含量降低,光合作用和蒸腾作用下降。这些外部形态或内部光合生理变化导致森林光谱反射和辐射特征的变化,在遥感影像上表现为光谱值的变化。这种内外部变化和光谱值变化之间的关系构成了遥感影像进行变色松树监测的理论基础。由光合生理参数的变化最终将表现为寄主松树外部特征的变化<sup>[9]</sup>,相关变化整理结果如表1所示。

病死疫木的病害发展过程分4个阶段,不同阶段采用的遥感监测方法会不同。

第1阶段外观正常,树脂分泌减少,蒸腾作用下降,在嫩枝上可见天牛啃食树皮的痕迹。这一阶段松树仍表现为绿色,健康松树和变色松树的光谱信号差异微弱。为了检测这种变化,单个影像像素

内的地物数量必须最小化,相对差异必须最大化,这需要一个具有高空间分辨率和高光谱分辨率的传感器。无人机机载高光谱的方式为这种早期监测提供了可能。目前常采用红边数据或雷达数据的“水分含量”指示值因子实现疫木的早期监测<sup>[10-11]</sup>,但目前的监测精度不高,最精确的方式为防护工人地面调查取样然后实验室分析。Roberts *et al*<sup>[12]</sup>的研究表明无人机的飞行时间对于松材线虫病的早期监测是非常关键的,越早监测到变色松树,其监测的误差就越大,减少这类误差可采用多时相方法<sup>[14]</sup>。此外,云量、干旱胁迫、积雪等环境因素可能会进一步削弱这一阶段的遥感监测能力。

第2阶段针叶开始变色,树脂分泌停止,除见天牛补充营养痕迹外,还可发现产卵刻槽及其它甲虫侵害的痕迹。这一阶段的松树上会出现红叶松针和绿叶松针混合的现象,且红叶松针较少。若要实现精确的监测,需要较高空间分辨率和较高光谱分辨率的遥感影像。

第3阶段大部分针叶变为黄褐色,萎蔫,可见到天牛及其它甲虫的蛀屑。在某些条件下,利用像素的光谱混合可以检测到这一阶段的变色松树和健康松树之间的光谱差异<sup>[13]</sup>。如果受到感染的变色松树冠层直径较大,且被感染的变色松树较为集中,则可以提高变色松树的监测能力。因为变色树冠层直径越大,传感器所需的分辨率和光谱分辨率越小。

第4阶段针叶全部变为黄褐色至红褐色,病树整株干枯死亡,但针叶不脱落。对于第3、4阶段的变色松树,现有的卫星遥感监测和无人机遥感监

表1 松树接种松材线虫后的特征变化

Table 1 Variation of characteristics pine trees before and after the inoculation of *Bursaphelenchus Xylophilus*

阶段Stages	早期Early phase		发展期Late phase	
	1	2	3	4
外部症状External characters	针叶	外观正常绿色	开始变色	老松针变黄褐色顶端针叶下垂 新老松针全变黄褐色或红褐色,但针叶不脱落
	树脂分泌	正常或减少	减少或停止	停止
	其他	嫩枝有天牛啃食痕迹	枝干啃食痕迹和产卵刻槽	可见天牛的蛀屑
内部特征Innercharacter	细胞	次生代谢减少	部分坏死	大面积坏死
	向上汁液	正常	开始堵塞	低导率 完全停止
线虫数	少量		繁殖	大量繁殖
时间/(黑松)	1周	2周	3周	4周以上
遥感监测难度和方法(山松甲虫) <sup>[10-13]</sup>	遥感监测难度大,需将光谱信号差异的微弱变化进行相对差异最大化;高光谱或雷达监测,但精度低;		遥感监测难度小,现有的高分卫星和无人机遥感均能实现高精度的监测;	

测均能实现较高精度的识别。

## 1.2 松材线虫病变色松树冠层光谱

不同的植物具有不同的反射光谱特征,且同种植物也会因植物种类、生长阶段、叶绿素含量、叶片含水量、健康状况而异<sup>[15]</sup>。因此,采用高光谱技术间接诊断松材线虫病的方法可为大区域遥感监测提供可靠依据<sup>[16-17]</sup>。目前基于高光谱的松材线虫病监测目的主要是为了实现对松材线虫病的早期监测,如 Ju *et al.*<sup>[18]</sup> 采用松树冠层反射光谱数据来区分染病松树和健康松树、确定其敏感波段或波段组合并分析叶绿素含量和光谱指数在不同病感阶段的关系以推测松树的染病阶段。Kim *et al.*<sup>[19]</sup> 通过分析松材线虫病感染的松树光谱变化确定早期监测的最优光谱指数。黄明祥等<sup>[20]</sup> 连续观测了健康和发病

马尾松针叶的时序高光谱数据,分析松材线虫病害的光谱时序特征、最佳观测时期和最佳光谱指数。徐华潮等<sup>[21]</sup> 采用高光谱数据分析了不同病感阶段松材线虫病害的敏感光谱波段和叶绿素含量变化。

这些研究都证实了红边波段(680~780 nm)的位置和斜率变化是描述植物健康状况的重要指示参数,可被用于松树健康状况的探测。从图 1a-c 可以看出<sup>[22]</sup>,红边斜率越大,松树(马尾松、黑松和黄山松)的生长状态越好,红边位置会出现“红移”;反之,则红边位置会相应“蓝移”。此外,光谱的一阶、二阶和高阶导数具有消除背景噪声,分辨重叠光谱,提取光谱参数的特点,如提取吸收峰位置,红边位置等,可用于研究植被受病虫害的侵害导致的生化组分变化。

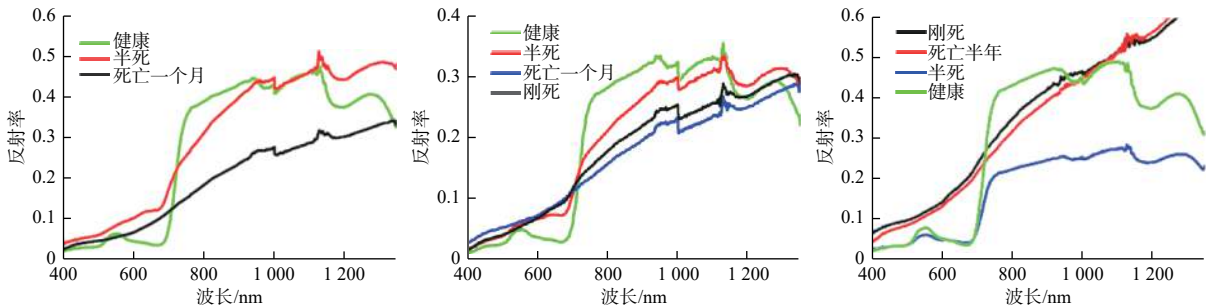


图 1 不同松树不同病感阶段冠层光谱反射率

Fig. 1 The canopy spectral reflectance in different stages of affliction and different *pinus L.*

## 2 基于卫星遥感的变色松树监测

### 2.1 卫星遥感数据源

目前卫星遥感技术仍然是森林病虫害监测的重要手段之一。光学卫星遥感由于具有多波段和多时相的特点,对于变色松树的监测、定位、疫情评估均有优势。Wulder *et al.*<sup>[23]</sup> 以一个管理者的角度,提出了区域、景观、局部 3 种尺度山松甲虫灾害变色松树遥感监测的时空需求,并对遥感监测手段的优缺点进行了综合论述。欧洲合资研究中心(JRC)在 2014 年和 2015 年进行了一项先导性研究<sup>[24]</sup>,建立一套基于卫星遥感的方法监测受松材线虫病感染的树木。JCR 收集了该时间段不同传感器来源和不同分辨率的卫片和航片数据。目的是评价这些影像是否能够 1) 区分健康冠层和轻度枯死的冠层; 2) 区分不同级别的枯死。结果表明通过对这些影像进行合适的处理,尤其是一些高空间分辨率和高光谱分辨率的航片足以识别松树冠层的枯死。目前大多数的基于遥感进行变色松树监测的对

象均是山松甲虫,表 2 中总结了山松甲虫卫星遥感监测的数据源、采用的方法和识别精度等,以期对我国的松材线虫病遥感监测能够提供一些借鉴意义。

从表 2 中可以看出,目前,常用于森林病虫害的卫星影像主要有 Landsat TM/ETM+、QuickBird、IKONOS、Spot、WorldView 等遥感数据。对于粗空间分辨率卫星影像的应用方面,大量的研究证实了 Landsat TM 或 ETM+ 影像能够对山松甲虫侵害的林分尺度的松树实现 70%~85% 的监测精度<sup>[15,30-32]</sup>,但如果对于发病的晚期受灾面积比较大时采用 Landsat 可以实现超过 85% 的精度<sup>[32]</sup>。Landsat 影像的空间分辨率很低,由此产生的混合像元问题给变色松树的监测带来挑战,但是多时相的 Landsat 影像弥补了空间分辨率上的不足。这些研究中 Landsat 的多光谱数据经过缨帽变换(TC)得到明度、绿度和湿度后寻找与变色松树数量之间的相关关系。Sharma and Murtha<sup>[35]</sup> 论证了 TC 变换后的参

表2 变色松树卫星遥感监测数据源

Table 2 Data sources of satellite remote sensing imagery for red attacked pine trees

传感器 Sensors	空间分辨率多光谱/全色 Multi-spectral/ panchromatic images/m	分类方法 Classification algorithm	地点 Case study area	类别数 Categories	精度 Precision	参考文献 References
WorldView2	2/0.5	Quadratic 贝叶斯分类器	中国江西九连山	6	97.91%	[25]
GeoEye-1	1.65/0.5	最大似然分类器	美国梅迪辛博国家公园	6	1.7% (error)	[26]
		逻辑回归模型	加拿大不列颠哥伦比亚	2	68.84%	[27]
		逻辑回归模型	蒙大拿州	2	86%	[28]
Landsat TM/ETM+	30	决策-规则	哥伦比亚乔治王子林区	3	67%~78%	[29]
		决策-规则	加拿大不列颠哥伦比亚	2	60%~78%	[30]
		最大似然法、决策-规则	美国科罗拉多州中北部	4	89.6%~91.0 %	[31]
		最大似然法	加拿大不列颠哥伦比亚詹姆斯森林地区	2	73%	[13]
IKONOS	4	ISODATA法	加拿大不列颠哥伦比亚	2	71%~92%	[32]
Quick Bird	2.5/0.68	最大似然法决策-规则	美国爱达荷州中部	4	86.14%	[33]
Spot-5	10	逻辑回归模型	加拿大不列颠哥伦比亚	2	64%	[34]

数在变色松树和健康松树之间存在显著的差异。除了单景 Landsat 影像的应用外,多时相的影像经过 TCT 变换后可以用于评价山松甲虫的损害程度。Franklin *et al.*<sup>[13]</sup> 使用自动检测算法对 30 m Landsat TM 影像的变色松树识别,精度达到 73.3%。Skakun *et al.*<sup>[29]</sup> 使用多时相 Landsat ETM+ 影像,采用 TC 变换和 EWDI 增强湿度差异指数对红色变色松树的解译精度达到 67%~78%。

对于高空间分辨率的卫星应用方面,White *et al.*<sup>[32]</sup> 使用一种无监督聚类方法 (ISODATA) 在 4 m 多光谱 IKONOS 图像上对损害程度为中低水平的山松甲虫监测,并与航空摄影影像的解译结果进行对比。结果表明对于松树损害程度低的区域该方法实现 70.1% 的变色松树识别精度,对于中度损害区域可实现 92.5% 的识别精度。Hicke *et al.*<sup>[33]</sup> 应用单时相或多时相 QuickBird 遥感影像,认为绿色指数 (GVI)、红绿指数 (RGI) 及其差值,可以探测山松甲虫危害的林木,分析松甲虫的种群变化情况和评估治理成效等。

对于高光谱卫星应用方面 White *et al.*<sup>[36]</sup> 使用 EO-1 高光谱数据计算 6 个水分指数,并比较其与红叶侵袭像素之间的相关性。结果表明含有短波红外 (SWIR) 和近红外 (NIR) 区域的高光谱水分指数与变色松树疫情级别显著相关。

**2.2 基于卫星多光谱遥感数据的变色松树监测方法**  
就分类方法而言,随着研究尺度的不同,基于

重访周期、空间分辨率和光谱分辨率的考虑采用的数据源会不同,因此选用的分类方法也会不同。目前变色松树卫星遥感监测方法主要包括基于像素的影像分类方法、面向对象方法、深度学习方法、植被指数法等。

### (1) 基于像素的影像分类方法

早期的卫星影像分类主要针对的是低分辨率的影像,多采用基于像素的分类方法,包括 K-Means、支持向量机法 (SVM)、最大似然方法 (MLC)、BP 神经网络、ISODATA 聚类等。Hicke *et al.*<sup>[33]</sup> 利用 Quick Bird 高分影像的 4 波段图像和 MLC 分类方法成功提取了大面积山松甲虫侵袭致死的白皮松状况,并将提取制图结果分为非植被、草地、健康松树和感染松树 4 类。Dennison *et al.*<sup>[26]</sup> 采用 MLC 方法和 GeoEye-1 高分影像对美国黑松森林区域的病害松树 (灰色或红色) 和健康松树 (绿色) 进行分离。Poona *et al.*<sup>[37]</sup> 在 Quick Bird 数据上提取多种植被指数和穗帽变换成分后,将神经网络方法和贝叶斯分类器结合应用于南非地区松树脂溃疡病感染树木的提取。White *et al.*<sup>[32]</sup> 利用 ISODATA 方法和 IKONOS 高分图像对山松甲虫的红色攻击区域进行了监测。由于松材线虫病引起的变色松树是一个变化的过程,难以利用单景高分卫星影像实现高的分类精度,Wulder *et al.*<sup>[14]</sup> 认为可以利用多时相的高分数据以获得更高的分类精度。

### (2) 面向对象方法

基于像素的分类方法是以单个像元为基本分类单元,通常使用的是影像的像元光谱信息,而不考虑空间信息,并且大多已经发展成熟并打包到很多商业软件中。随着高分辨率影像的可获得性提高,传统的基于像素的分类方法对高分影像的对象提取结果噪音较大,并且缺乏提取对象的语义特征,难以实现对象级别的提取。面向对象的方法的出现很好地弥补了这类分类方法的缺陷,目前已经在高分影像上的应用上取得较好的效果<sup>[38]</sup>。面向对象的分类方法处理的是一系列像元的集合(或称对象)。该类方法在分类前的第一步是对像元级的高分影像进行分割,分割后的单元视为一个个对象。在森林病害感染树木提取中,一些学者尝试采用面向对象方法提高分类的精度。Guo *et al.*<sup>[39]</sup>利用面向对象方法结合专家知识分类法,成功地探测了柞猝死病导致的病死树区域。Johnson *et al.*<sup>[40]</sup>在监测日本松墨天牛和小蠹虫引起的树木枯萎状况时,采用多尺度的面向对象图像分类方法从 HIS 融合后的高分卫星影像上区分出变色树和健康树。

### (3) 深度学习的方法

变色松树的识别,受到噪音、光照、季节和很多其他因素的影响,给高分辨率的遥感分类带来技术难度。传统的基于像素的遥感影像分类方法需要人工选择一些特征图层,基于这些特征图层形成划分各类别的特征空间,然后再设计一个好的分类器实现不同类别的分类(如 SVMs, K-NN)。但这种方法只能提取到原始影像数据的浅层特征(如光谱特征和纹理空间特征等),难以满足山区复杂地形条件下地物分类的精度要求。即使使用面向对象的方法,在有些混合像元较为严重的变色松树和稀疏植被裸土交错带的分类结果也不是很理想。影响面向对象方法结果精度的主要原因是分类特征的选择,由于人为选择分类特征的不具代表性,导致面向对象分类的结果不理想的研究很多。近年来发展起来的深度学习的方法<sup>[41-42]</sup>为解决这类问题提供了很好的解决方案。深度学习的方法具有自学习功能,能够学习到一些高级抽象的空间特征或光谱特征,其具有更强的“泛化”能力<sup>[41]</sup>,因此能够提高复杂环境下的地物分类精度。

目前深度学习的方法应用于遥感领域主要包括影像的预处理<sup>[43-44]</sup>、基于像素的分类、目标识别和场景理解4个方面。而对于变色松树的识别属于目标

识别领域。随着卫星影像的空间分辨率的提高,遥感影像的分析开始从单个像素转向地理对象,甚至语义级别的地理对象(如房屋,松树,交通工具等)。基于高分卫星影像的目标识别要比自然照片中的目标识别更具挑战。一方面是因为自然照片中的目标对象尺寸更大,而光学遥感影像上的目标对象通常只有几个至几十个像素不等的小对象特征。Ren *et al.*<sup>[45]</sup>尝试对 Faster R-CNN 模型进行修正以适应遥感图像小对象的较高精度识别。另一方面,大尺度的光学遥感影像对象检测受复杂背景地物的干扰较大,难以实现高精度的识别结果。此外,遥感领域很难获取特定对象的大量样本,使得深度学习网络提取的对象特征“泛化”能力不强<sup>[46]</sup>。Yang *et al.*<sup>[47]</sup>借鉴人类认知过程中的对同一对象的多角度认识过程实现遥感影像上对象特征的提取。

### (4) 其他辅助方法

一些特征变化方法可将原始特征通过特定函数变换到新的特征空间,目前常用的方法有:Grassmann 变换、主成分分析(PCA)、缨帽变换(TC)、光谱混合分析、变化向量分析<sup>[48-49]</sup>、小波变换、最小噪声分析变化等。卫星遥感数据还能够很好地与其他测绘数据、地形数据、气象数据和森林林分调查数据进行集成应用。为提高高分辨率卫星影像监测松材线虫病变色松树的精度,一方面可以加入一些辅助数据,如地形要素、树种分布或一些地面辅助调查数据等;另外采用卫星遥感数据监测松材线虫病变色松树的重大优势在于其能够获取疫区的多时相数据。Skakun *et al.*<sup>[29]</sup>通过多时相的 ETM+ 数据和经 TC 变换导出的湿度,计算出湿度差指数 EWDI,利用 EWDI 进行全叶分析来识别变色松树。

## 3 基于无人机的变色松树遥感监测

### 3.1 无人机数据的获取

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)是一种由动力驱动、机上无人驾驶、依靠空气提供升力、可重复使用航空飞行器的简称。尽管大量研究均表明多光谱和多时相卫星遥感影像能够用于探测病虫害引起的变色松树监测,然而受其空间分辨率、大气影响和重访周期的限制,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。无人机遥感是一种低空遥感监测手段,在数据获取过程中受大气的影响较小、灵活性、时空分辨率均可根

据需求调整<sup>[50]</sup>。随着无人机平衡架、惯性测量单元(IMU)、全球导航卫星系统(GNSS)和其他零部件技术的发展,无人机的定位和图像质量得到显著的提升<sup>[51]</sup>。

近年来无人机技术的发展,特别是一些关键技术的突破,为自然资源的遥感监测提供了新的搭载平台<sup>[52]</sup>。除无人机硬件设施的提高外,山区复杂环境下无人机数据的获取在航线规划时还需考虑相机参数、航向叠片率、旁向叠片率、空域要求等因素。起伏不大的地形区域,采取一般航线规划技术按平行带状进行航空摄影拍照即可。对地势起伏较大的局部地区,学者<sup>[53]</sup>提出从可见光相机硬件和航线规划两方面改进以保证获取的航片质量:一个是采取通过无人机搭载多个数字相机以克服地形起伏给航片带来的畸变;另一个是根据山地的等高线来规划航拍的路线,按照等高线分割成小的区域依次实施航测或者采取增加重叠度和叠片率的办法保证图像质量。

### 3.2 基于无人机可见光遥感变色松树监测

我国松材线虫病发病或病死的疫木是空间分散的,很难采用卫星遥感进行监测。而近年来发展起来的无人机遥感技术为我国变色松树的快速定位和总量估计带来了解决办法。然而,目前在分散的单株变色松树无人机影像提取中仍然停留在目视判读的水平<sup>[53-54]</sup>,完全依靠人工目视判读变色松树的工作方案效率低、主观性强<sup>[55-56]</sup>。现有的支持向量机<sup>[57-58]</sup>、面向对象<sup>[59]</sup>、神经网络<sup>[60-61]</sup>等遥感数据分类提取算法虽然一定程度上提高人工目视判读的效率,但就时间复杂度而言难以满足GB甚至TB数量级的超高空间分辨率大区域无人机影像计算需求<sup>[62]</sup>。

Cheng *et al.*<sup>[42]</sup>将光学遥感中地理对象的探测方法分为5大类别:模板匹配对象检测方法<sup>[63]</sup>、基于知识的对象检测方法<sup>[64]</sup>、基于OBIA对象分析的对象检测方法<sup>[65]</sup>和基于机器学习的对象检测方法<sup>[66-67]</sup>。卷积神经网络方法(CNNs)是机器学习方法的一种(如R-CNN或Faster RCNN模型的改进),目前基于CNNs的地理对象探测中虽然识别精度非常高,但其探测对象主要为机场<sup>[68]</sup>、汽车<sup>[47]</sup>、建筑物<sup>[69]</sup>等清晰可见的目标,针对山区复杂地形条件下变色松树的单株木探测的精度如何还未曾有相关研究报道。

与一些基于高分卫星遥感的单株树树冠监测的研究<sup>[70]</sup>不同,无人机高分辨率影像在分辨率提高的同时也给变色松树提取工作带来了一定的困难,比如裸地阴影明显、树冠变化过多、变色松树和健康松树之间边界复杂等问题。在研究变色松树无人机遥感监测的精度评价时,还需要选择由松树与其他不同地面地物组合的不同情景下的多个样方实验,评价各情景下的不确定性情况以增强研究方法的鲁棒性。如表3中的常见样方典型地物组成成份。

### 3.3 基于无人机高光谱遥感的松材线虫病疫情评价

机载高光谱的出现为高分影像上“同物异谱”或“异物同谱”的情况提供了解决办法,如区分变色松树和其他红色阔叶树、稀疏植被裸土等。Kim *et al.*<sup>[19]</sup>基于多时相的高光谱1 m空间分辨率航拍数据,采用NDVI和VIgreen识别砍伐的和未砍伐的变色松树。但由于机载高光谱的空间分辨率很高,且在数据采集时受局部视场条件和光照条件以及冠层结构的差异,同一棵树的冠层亮度值差异很明显,因此变色松树像元位置的选择对光谱曲线的影响很大。Näsi *et al.*<sup>[71]</sup>使用UAV遥感制图山松甲虫的损害程度,发现使用机载高光谱影像对森林病虫害的探测要优于多光谱影像,主要是因为其具有详细的连续的地物光谱信息。Leckie *et al.*<sup>[72]</sup>比较了整株树树冠,向阳部分的树冠、阴影部分的树冠和树顶最亮

表3 典型地物的RGB影像

Table 3 RGB images of typical categories

典型地物 Typical objects	真彩色影像 RGB images	典型地物 Typical objects	真彩色影像 RGB images
早期变色松树 Early PWD		道路 Road	
中期变色松树 Mid PWD		岩石 Rock	
晚期变色松树 Late PWD		阴影区 Shadow	
健康松树 Health pinus		裸土 Bare soil	
红色阔叶树 Red hardwood		稀疏植被 Sparse vegetation	

部分4个位置, 结果发现整个树冠和向阳部分的树冠对于变色松树的属性反演结果最好。Coops *et al.*<sup>[73]</sup> 在机载高光谱单株树的选择时采用“树晕去中心”的方法获得了很好的变色松树分级结果图。

此外, 高光谱遥感变色松树监测的另一个“核心问题”是如何选择好的特征波段来刻画地物光谱与空间影像特征。Fassnacht *et al.*<sup>[74]</sup> 的变色松树高光谱识别研究中采用遗传算法(GA)筛选特征波段, 发现特征波段的选择对变色松树分类的精度很重要。最新的研究中 Zhang *et al.*<sup>[75]</sup> 采用了3种特征波段的选择方法, 实现了松树纯林环境下分段拟合变色松树95.23%的监测精度。然而, 这种手工选择影像特征的方法很难有效区分变色松树和其他地物, 因为人为设计的特征过多地依赖于专家知识和影像源数据本身。目前研究中所采用的特征波段选择均是针对某种特定情景下适合的, 缺乏足够的“泛化”能力。近年来深度学习在高光谱的应用中得到了大量地应用<sup>[41,76]</sup>, 借助 Hinton<sup>[77]</sup> 提出的深度学习方法, 遥感影像地物自动识别效率取得了较大的提高。深度学习通过多层处理机制揭示隐藏在数据中的非线性特征, 能够从大量的训练数据集中得到“自动学习特征”, 使得遥感识别特征的选择从“手工选择”向“自动选择”的转变。

## 4 松材线虫病变色松树遥感监测存在的问题及展望

### 4.1 监测手段单一的问题

松材线虫病疫区变色松树的监测手段包括地面调查、无人机遥感调查、卫星遥感调查, 具体选择哪种方法取决于调查的目的。不同的监测手段即选择不同的数据源, Lee *et al.*<sup>[78]</sup> 探讨了多源(IKONOS, QuickBird, 航拍照片等)多时相高空分辨率遥感数据对于松材线虫病导致的变色松树识别的潜力, 发现不同遥感平台的数据各有其优势, 如卫星遥感的多时相优势、无人机遥感的高空间分辨率和高灵活性优势、地面调查高可靠性优势等。未来, 多种监测手段的协同技术将成为制约松材线虫病遥感监测的关键瓶颈。

第3次全国林业有害生物普查工作中是以地面调查为主要手段。鉴于松材线虫病具有“致病力强、发病时间短、传播速度快、治理难度大”的特点, 目前最有效的防治办法是清除发病或病死疫木<sup>[79]</sup>。

及时发现和准确定位变色松树对于病死疫木的清理及该病的防控具有重要价值。但是地面调查方式的成本高、周期长, 不利于大面积变色松树分布信息的获取, 且难以满足大区域的应急性需要。而且发病或病死疫木在山区是空间分散的, 仅靠人工地面逐株排查不但工作量巨大, 时间周期长, 容易遗漏, 难以全面地掌握疫情动态的问题。

在遥感监测方面, 与加拿大采用卫星遥感监测大面积地势平坦地区的山松甲虫变色松树不同<sup>[30]</sup>, 我国的松材线虫病发病地区主要分布在中国东南部的山地区域, 这些地区地势复杂, 而且光学遥感影像受云层的影响非常严重<sup>[80]</sup>; 关于无人机遥感监测, 目前大多数变色松树无人机遥感影像的解译工作仍然是靠人工目视判读, 这种方式对判读人员要求很高, 具有主观性强、多人协作难以统一标准且难以满足大区域快速判读要求的特点<sup>[55]</sup>。这也一定程度上延迟了森防人员对疫木的清理, 加剧了疫情扩散。找到一种适合于超高空间分辨率、大数据量的无人机影像自动处理算法对于变色松树的快速识别、消除人工判读误差显得尤为重要。

### 4.2 变色松树遥感监测中的定位、识别和计数问题

松材线虫病变色松树的遥感监测包括识别、分级和计数3个阶段: 识别阶段是从遥感影像上快速定位出变色松树的位置, 并对定位的每株变色松树是否为变色松树进行判定; 分级阶段是对变色松树的病感阶段(或称枯死程度)进行定量评估; 计数阶段是对所有定位的变色松树按照识别的病感阶段进行分类统计计数。关于松材线虫病监测, 国家层面早在2009年已发布了技术规程《松材线虫普查监测技术规程》<sup>[81]</sup>, 该规程有利于指导全国松材线虫普查和监测的工作。关于松材线虫病遥感监测, 2016年安徽省质量技术监督局发布了安徽省地方标准《基于无人机平台的松材线虫病枯死松树监测技术规程》<sup>[22]</sup>, 2018年中国林学会预发布了行业标准《无人机遥感监测异常变色木操作规程》, 规程中规定了应用无人机遥感监测和识别异常变色松树的航摄系统要求、航摄计划与设计、摄影质量要求、信息处理与地面验证方法、监测报告和档案管理等操作规程, 为松材线虫病所致异常变色松树的早期发现、疫情核查与防治效果评价提供了支持。利用光学遥感识别、分级和计数变色松树目前亟需解决以下几个科学问题:

(1) 定位方面包括遥感图像拼接不佳导致的局部区域图像扭曲,受地形、坐标系转换、风速对无人机姿态等的影响导致的遥感影像几何偏移问题;

(2) 识别方面包括变色树漏判和误判问题。漏判的情况如变色树冠层被遮挡、变色树冠层直径太小、图像拼接不佳导致的部分地区变色树难以判别;误判情况如把别的地物如黄色灌木、裸土、枯死草地或地面已伐未封袋死树等判为变色树。

(3) 计数方面包括漏判导致的少计数和误判导致的多计数。无人机影像上统计的结果总是低估了变色松树的实际总量,究其原因:一是多株变色松树在无人机遥感影像上边界模糊,因此容易将多株相邻的变色松树判为1株,造成漏判;另一方面,处于下层的变色松树被上层的健康松树遮挡,而无法在遥感影像上体现,从而导致下层的变色松树漏判。

#### 4.3 多源遥感数据协同监测松材线虫病变色松树的展望

为结合多种调查手段的优势,弥补其不足,未来的研究中可采用“星-机-地”多源数据协同监测变色松树(如图2)。首先采用地面调查统计数据和非成像高光谱数据,精细DEM数据作为卫星遥感影像校正和疫情分区分级的基础,然后通过疫情分级专题图得到的疫情严重区边界作为指导无人机影像作业的范围,基于获取的无人机影像采用适合于超高分辨率、大数据量的无人机影像高效处理的深度

学习算法对单株疫木进行定位和计数,最后导出单株疫木的经纬度坐标指导疫情严重区的地面疫木砍伐工作。

(1) 基于地面调查数据和卫星影像提取疫情发生前的松树边界

基于卫星遥感手段的大区域松树的空间分布信息是松材线虫病防治的第一步。然而,当前基于光学遥感提取山区松林仍受山区阴影的严重影响,这给利用光学遥感技术提取山区松树分布带来困难。地形校正方法是一种减弱山区地形阴影对遥感光谱值影响的常用方法,可提高光学遥感影像的数据质量。可利用资源三号立体像对提取的高分辨率DEM来计算不同地形校正模型的地形校正参数,对校正后的多时相高分辨率光学遥感影像进行分类提取,从而准确地获取疫情发生前山区松树空间分布信息。

(2) 基于地面非成像光谱数据和卫星影像识别疫情严重区边界

受灾范围、面积和受灾程度的动态监测和损失评估是松树疫情监测的一项重要工作,尤其是大尺度松材线虫病的防治对于森林防护部门来说是一大挑战。由于松材线虫病的传播速度快,疫情严重地区是需要最先采取措施的区域,因此疫情的分区分级工作尤为重要。可采用地面和室内高光谱定量测量,测定不同程度枯死松针叶和健康松针叶区分的敏感波段,构建松材线虫病疫情分级的光谱指数,采用多时相高分辨率卫星遥感数据实现疫情的分区

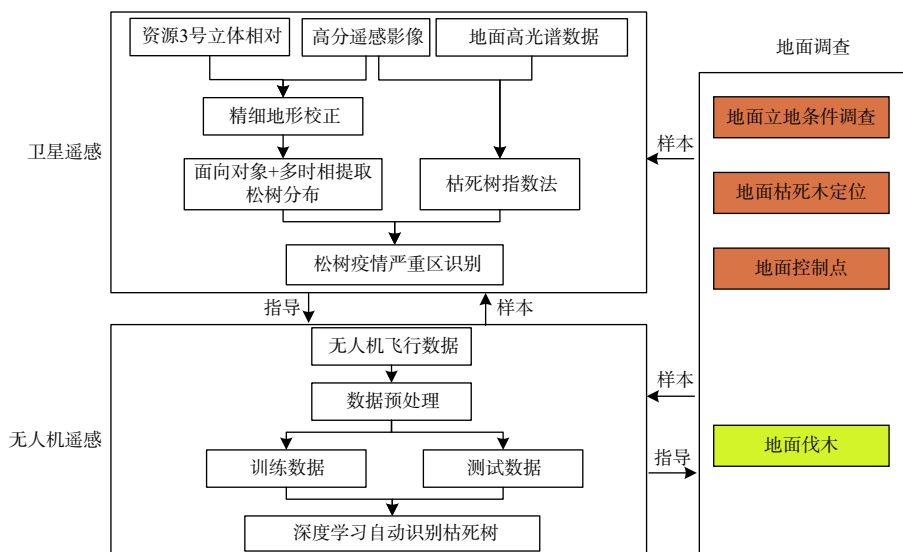


图2 多源遥感协同的松材线虫病变色松树监测框架

Fig. 2 Framework of PWD monitoring by multi-source data collaboration



分级研究。对于不同疫级的区域采用不同的防护措施, 如对疫情严重区域采取无人机进行监测以识别需要砍伐的单株疫木位置。

(3) 基于地面数据和无人机影像数据定位单株疫木并总量计数统计松材线虫病的防治在目前来说最有效的办法是清除发病和病死疫木。而病死疫木在松材线虫病发病的早期阶段是分散的, 森林防护人员在山地区域寻找疫木存在工作量巨大、且容易遗漏的问题。结合深度学习目标检测的方法和无人机影像实现对单株疫木的智能自动定位与计数, 可为林业疫木砍伐工程实施提供基础数据支撑。

## 参考文献:

- [1] Morimoto K, Iwasaki A. Role of *Monochamus alternatus* (Coleoptera: Cerambycidae) as a vector of *Bursaphelenchus lignicolus* (Nematoda: Aphelenchoididae)[J]. *Journal of the Japanese Forest Society*, 1972, 54: 177-183.
- [2] Zhao B G, Tao J, Ju Y W, *et al.* The role of wood-inhabiting bacteria in pine wilt disease[J]. *Journal of Nematology*, 2011, 43(3-4): 129-134.
- [3] Vollenweider P, Günthardt-Goerg M S. Diagnosis of abiotic and biotic stress factors using the visible symptoms in foliage[J]. *Environmental Pollution*, 2006, 137(3): 455-465.
- [4] 陶 欢, 李存军, 周静平, 等. 基于高分1号影像的森林植被信息提取[J]. *自然资源学报*, 2018, 33(6): 1068-1079.
- [5] 武红敢, 常原飞. 高新技术在林业有害生物普查中的应用前景分析[J]. *中国森林病虫*, 2014, 33(5): 30-34.
- [6] Carroll A L, Shore T L, Safranyik L. The mountain pine beetle: a synthesis of biology, management, and impacts on lodgepole pine[R]. Victoria, British Columbia: Natural Resources Canada, Canadian Forest Service (CFS), Pacific Forestry Centre, 2006: 155-172.
- [7] Wulder M A, Dymond C C, White J C, *et al.* Surveying mountain pine beetle damage of forests: A review of remote sensing opportunities[J]. *Forest Ecology and Management*, 2006, 221: 27-41.
- [8] Zhao B G, Futai K, Sutherland J R, *et al.* *Pine Wilt Disease*[M]. Tokyo: Springer, 2008, 5-12.
- [9] Fukuda K. Physiological process of the symptom development and resistance mechanism in pine wilt disease[J]. *Journal of Forest Research*, 1997, 2(3): 171-181.
- [10] Ortiz S M, Breidenbach J, Kändler G. Early detection of bark beetle green attack using TerraSAR-X and RapidEye data[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(4): 1912-1931.
- [11] Eitel J U H, Vierling L A, Litvak M E, *et al.* Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3640-3646.
- [12] Roberts A, Dragicevic S, Northrup J, *et al.* Mountain pine beetle detection and monitoring: remote sensing evaluations[R]. Simon Fraser University: Forestry Innovation Investment Operational Research Report, 2003.
- [13] Franklin S E, Wulder M A, Skakun R S, *et al.* Mountain pine beetle reattack damage classification using stratified Landsat TM data in British Columbia, Canada[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2003, 69: 283-288.
- [14] Wulder M A, White J C, Coops N C, *et al.* Multi-temporal analysis of high spatial resolution imagery for disturbance monitoring[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(6): 2729-2740.
- [15] 申广荣, 王人潮. 植被光谱遥感数据的研究现状及其展望[J]. *浙江大学学报: 农业与生命科学版*, 2001, 27(6): 682-690.
- [16] 杨宝君, 潘宏阳, 汤 坚, 等. 松材线虫病[M]. 北京: 中国林业出版社, 2003.
- [17] 陆坎凯. 基于人工神经网络和高光谱数据的松材线虫病预测[D]. 杭州: 浙江农林大学, 2016.
- [18] Ju Y, Pan J, Wang X, *et al.* Detection of *bursaphelenchus xylophilus* infection in *pinus massoniana* from hyperspectral data[J]. *Nematology*, 2014, 16(10): 1197-1207.
- [19] Kim S R, Lee W K, Lim C H, *et al.* Hyperspectral analysis of pine wilt disease to determine an optimal detection index[J]. *Forests*, 2018, 9(115): 1-12.
- [20] 黄明祥, 龚建华, 李 顺, 等. 松材线虫病高光谱时序与敏感特征研究[J]. *遥感技术与应用*, 2012, 27(6): 954-960.
- [21] 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.
- [22] DB 34/T 2594-2016. 基于无人机平台的松材线虫病变色松树监测技术规程[S]. 合肥: 安徽省质量技术监督局. 2016.
- [23] Wulder M A, White J C, Bentz B J, *et al.* Augmenting the existing survey hierarchy for mountain pine beetle red-attack damage with satellite remotely sensed data[J]. *The Forestry Chronicle*, 2006, 82(2): 187-202.
- [24] Beck P, Zarco-Tejada P J, Strobl P, *et al.*, The feasibility of detecting trees affected by the pine wood nematode using remote sensing[R]. Ispra, Italy: Publications Office of the European Union, 2015.
- [25] 乔 睿, 唐 婷, 石 进, 等. World View-2影像的红叶松树识别研究[J]. *北京林业大学学报*, 2015, 37(11): 33-40.
- [26] Dennison P E, Bruneller 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.
- [27] Coops N C, Wulder M A, White J C. Integrating remotely sensed and ancillary data sources to characterize a mountain pine beetle infestation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 105(2): 83-97.
- [28] Wulder M A, White J C, Bentz B, *et al.* Estimating the probability of mountain pine beetle red-attack damage[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 101(2): 150-166.
- [29] Skakun R S, Wulder M A, Franklin S E. Sensitivity of the thematic

- mapper enhanced wetness difference index to detect mountain pine beetle red-attack damage[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 86(4): 433-443.
- [30] Wulder M A, White J C, Coops N C, *et al.* A procedure for mapping and monitoring mountain pine beetle red attack forest damage using Landsat imagery[R]. Victoria, British Columbia: Natural Resources Canada, Canadian Forest Service (CFS), Pacific Forestry Centre. 2006: 1-28.
- [31] Meddens A J, Hicke J A, Vierling L A, *et al.* Evaluating methods to detect bark beetle-caused tree mortality using single-date and multi-date Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 132: 49-58.
- [32] White J C, Wulder M A, Brooks D, *et al.* Detection of red attack stage mountain pine beetle infestation with high spatial resolution satellite imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3-4): 340-51.
- [33] Hicke J A, Logan J. Mapping whitebark pine mortality caused by a mountain pine beetle outbreak with high spatial resolution satellite imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(17): 4427-4441.
- [34] White J C, Wulder M A, Grills D. Detecting and mapping mountain pine beetle red-attack damage with SPOT-5 10-m multispectral imagery[J]. *BC Journal of Ecosystems and Management*, 2006, 7(2): 105-118.
- [35] Sharma R. Detection of mountain pine beetle infestations using Landsat TM Tasseled Cap Transformations[D]. Vancouver: University of British Columbia, 2001.
- [36] White J C, Coops N C, Hilker T, *et al.* Detecting mountain pine beetle red attack damage with EO-1 hyperion moisture indices[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(10): 2111-2121.
- [37] Poona N K, Ismail R. Discriminating the occurrence of pitch canker infection in pinus radiation forests using high spatial resolution QuickBird data and Artificial Neural Networks[J]. 2012 IEEE International Geoscience and remote sensing Symposium, 2012: 3371-3374.
- [38] Hellesén T, Matikainen L. An object-based approach for mapping shrub and tree cover on grassland habitats by use of LiDAR and CIR orthoimages[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 558-583.
- [39] Guo Q, Kelly M, Gong P, *et al.* An object-based classification approach in mapping tree mortality using high spatial resolution imagery[J]. *GIScience & Remote sensing*, 2007, 44(1): 24-47.
- [40] Johnson B A, Ryutaro T, Thanhhoan N. 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.
- [41] Zhang L, Zhang L, Bo D. Deep learning for remote sensing data: a technical tutorial on the state of the art[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine*, 2016, 4(2): 22-40.
- [42] Cheng G, Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 117: 11-28.
- [43] Zhang J, Zhong P, Chen Y, *et al.*  $L_{1/2}$ -regularized deconvolution network for the representation and restoration of optical remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(5): 2617-2627.
- [44] Huang W, Xiao L, Wei Z, *et al.* A new pan-sharpening method with deep neural networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(5): 1037-1041.
- [45] Ren Y, Zhu C, Xiao S. Small object detection in optical remote sensing images via modified faster R-CNN[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(5): 813-824.
- [46] Reichstein M, Gamps-Valls G, Stevens B, *et al.* Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science[J]. *Nature*, 2019, 566: 195-204.
- [47] Yang C, Li W, Lin Z. Vehicle object detection in remote sensing imagery based on multi-perspective convolutional neural Network[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(7): 249.
- [48] 王慧芳, 顾晓鹤, 董莹莹, 等. 冬小麦冻害灾情及长势恢复的变化向量分析[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(11): 145-150.
- [49] 王 堃, 顾晓鹤, 程耀东, 等. 基于变化向量分析的玉米收获期遥感监测[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(02): 180-186.
- [50] Xue J, Su B. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications[J]. *Journal of Sensors*, 2017, 1: 1-17.
- [51] Gašparović M, Jurjević L. Gimbal influence on the stability of exterior orientation parameters of UAV acquired images[J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 401.
- [52] 晏 磊, 廖小罕, 周成虎, 等. 中国无人机遥感技术突破与产业发展综述[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(04): 476-495.
- [53] 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.
- [54] 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): 102-106.
- [55] Klein W H. Beetle-killed pine estimates[J]. *Photogrammetric Engineering*, 1973, 39(4): 385-388.
- [56] 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.
- [57] 胡根生, 张学敏, 梁 栋, 等. 基于加权支持向量数据描述的遥感图像病害松树识别[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(5): 258-263.
- [58] 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.
- [59] Pasher J, King D J. Mapping dead wood distribution in a temperate hardwood forest using high resolution airborne imagery[J]. *Forest Ecology and Management*, 2009, 258(7): 1536-1548.
- [60] 王成波. 面向松材线虫病监测的无人机影像变色松树提取与地面调查综合技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2014.
- [61] 吴 琼. 基于遥感图像的松材线虫病区域检测算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2013.
- [62] Tao L, Abdelrahman A, Morton J, *et al.* Comparing fully convolu-

- tional networks, random forest, support vector machine, and patch-based deep convolutional neural networks for object-based wetland mapping using images from small unmanned aircraft system[J]. *GIS-science & Remote Sensing*, 2018, 55(2): 243-264.
- [63] Zhang J, Lin X, Liu Z, *et al.* Semi-automatic road tracking by template matching and distance transformation in urban areas[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(23): 8331-8347.
- [64] Martha T R, Kerle N, Westen C J V, *et al.* Segment optimization and data-driven thresholding for knowledge-based landslide detection by object-based image analysis[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(12): 4928-4943.
- [65] Ming D, Li J, Wang J, *et al.* Scale parameter selection by spatial statistics for GeOBIA: Using mean-shift based multi-scale segmentation as an example[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 106: 28-41.
- [66] Yao X, Han J, Guo L, *et al.* A coarse-to-fine model for airport detection from remote sensing images using target-oriented visual saliency and CRF[J]. *Neurocomputing*, 2015, 164: 162-172.
- [67] Li E, Femiani J, Xu S, *et al.* Robust rooftop extraction from visible band images using higher order CRF[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(8): 4483-4495.
- [68] Chen F, Ren R, Van de Voorde T, *et al.* Fast automatic airport detection in remote sensing images using convolutional neural networks[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 443.
- [69] Tan Y, Xiong S, Li Y. Automatic extraction of built-up areas from panchromatic and multispectral remote sensing images using double-stream deep convolutional neural networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(11): 3988-4004.
- [70] Santoso H, Tani H, Wang X. A simple method for detection and counting of oil palm trees using high-resolution multispectral satellite imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(21): 5122-5134.
- [71] Näsi R, Honkavaara E, Lyytikäinen-Saarenmaa P, *et al.* Using UAV-based photogrammetry and hyperspectral imaging for mapping bark beetle damage at tree-level[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(11): 15467-15493.
- [72] Leckie, D G, Yuan, X, Ostaff, D P, *et al.* Analysis of high resolution multispectral MEIS imagery for spruce budworm damage assessment on a single tree basis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 40: 125-136.
- [73] Coops N, Stanford M, Old K, *et al.* Assessment of dothistroma needle blight of *pinus radiata* using airborne hyperspectral imagery[J]. *Phytopathology*, 2003, 93: 1524-1532.
- [74] Fassnacht F E, Latifi H, Ghosh A, *et al.* Assessing the potential of hyperspectral imagery to map bark beetle-induced tree mortality[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140(1): 533-548.
- [75] Zhang N, Zhang X, Yang G, *et al.* Assessment of defoliation during the *Dendrolimus tabulaeformis* Tsai et Liu disaster outbreak using UAV-based hyperspectral images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 217: 323-339.
- [76] Zhu X X, Tuia D, Mou L, *et al.* Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine*, 2018, 5(4): 8-36.
- [77] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [78] Lee S H, Cho H K, Lee W K. Detection of the pine trees damaged by pine wilt disease using high resolution satellite and airborne optical imagery[J]. *Korean Journal of Remote Sensing*, 2007, 23(5): 409-20.
- [79] Kamata N. Integrated pest management of pine wilt disease in Japan: tactics and strategies[C]// *Pine Wilt Disease*. 2008: 304-322.
- [80] 邓世晴, 陶 欢, 李存军, 等. 不同地形校正方法对黑松分布遥感提取的影响[J]. *林业资源管理*, 2018, 6: 138-145.
- [81] GB/T 23478-2009. 松材线虫普查监测技术规程[S]. 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 北京: 中国国家标准化管理委员会, 2009.

# Progress in Remote Sensing Monitoring for Pine Wilt Disease Induced Tree Mortality: A Review

TAO Huan<sup>1</sup>, LI Cun-jun<sup>1</sup>, CHENG Cheng<sup>1</sup>, JIANG Li-ya<sup>2</sup>, HU Hai-tang<sup>1</sup>

(1. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China; 2. Forest Pest Management and Quarantine Bureau of Anhui Province, Hefei 230031, Anhui, China)

**Abstract:** [Objective] To survey the recent developments and summarize the urgent research problems on remote sensing monitoring for pine wilt disease (PWD) induced tree mortality, then to put forward a research idea of monitoring the attacked pine trees via scheme of satellite-airborne-ground collaboration which can meet the complex terrain conditions of south China. [Method] The characteristics of physio-ecology and canopy spectra of affected pine trees were analyzed. The acquisition of remote sensing images, the location and counting of affected pine trees in the past decades were investigated. In addition, some research problems on remote sensing monitoring for PWD induced tree mortality were discussed, and the prospects of future studies were expected. [Result] Each monitoring platform of remote sensing for attacked pine trees has its own advantage. For example, high reliability for ground survey, multi-temporal for remote sensing satellite platform, high spatial resolution and flexibility for unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing platform. Of which, the technologies of UAV and high resolution satellite have made a great progress, as well as the interpretation algorithm of remote sensing images. Those two aspects provide a new idea to the quick monitoring of PWD induced pine trees. However, when monitoring the PWD induced tree mortality using the new technologies, there exist some problems, such as the single monitoring means, large position deviation, and low recognition precision and efficiency. [Conclusion] In the future, with the ever-increasing satellites platform and ever-lower cost of UAV, the quick locating of individual affected pine trees and evaluate the damage levels based on multi-source remote sensing data will become a new perspective.

**Keywords:** *Pine wilt disease*; red attacked pine trees; remote sensing monitoring; spectral character; recognition; counting

(责任编辑: 崔 贝)