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

联合微波与光学时间序列影像的马尾松林松材线虫病遥感识别

童彤 林思美 李林源 罗涛 黄华国

Remote sensing recognition of pine wilt disease in *Pinus massoniana* forest combined with microwave and optical time-series images

Tong Tong, Lin Simei, Li Linyuan, Luo Tao, Huang Huaguo

引用本文:
童彤, 林思美, 李林源, 罗涛, 黄华国. 联合微波与光学时间序列影像的马尾松林松材线虫病遥感识别[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(3):40–52. doi: 10.12171/j.1000–1522.20220453
Tong Tong, Lin Simei, Li Linyuan, Luo Tao, Huang Huaguo. Remote sensing recognition of pine wilt disease in *Pinus massoniana* forest combined with microwave and optical time–series images[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(3):40–52. doi: 10.12171/j.1000–1522.20220453

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220453

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

松材线虫病的潜伏侵染
Latent infection of pine wilt disease
北京林业大学学报, 2021, 43(9): 14–18. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210218

辽宁松材线虫病与中国其他疫区的差异性分析
Difference analysis on pine wilt disease between Liaoning Province of northeastern China and other epidemic areas in China
北京林业大学学报, 2021, 43(5): 155–160. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200108

松材线虫病木内天牛蛀道蛹室的优势长喙壳真菌分析
Dominantly ophiostomatoid fungus inhabiting tunnels and pupal chambers of *Monochamus alternatus* in pines infected by *Bursaphelenchus xylophilus*
北京林业大学学报, 2019, 41(6): 102–110. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180157

2017年中国大陆松材线虫病灾害经济损失评估
Economic loss assessment of pine wilt disease in mainland China in 2017
北京林业大学学报, 2020, 42(10): 96–106. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20190210

参数优选支持的光学与SAR数据森林地上生物量反演研究
Inversion exploration on forest aboveground biomass of optical and SAR data supported by parameter optimization method
北京林业大学学报, 2020, 42(10): 11–19. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20190389

小兴安岭南部臭冷杉红松林树轮指数记录的7月NDVI变化
Variation of July NDVI recorded by tree–ring index of *Pinus koraiensis* and *Abies nephrolepis* forests in the southern Xiaoxing'an Mountains of northeastern China
北京林业大学学报, 2018, 40(12): 9–17. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180295

DOI:10.12171/j.1000−1522.20220453

联合微波与光学时间序列影像的马尾松林松材线虫病遥感识别

童 彤 林思美 李林源 罗 涛 黄华国
（北京林业大学林木资源高效生产全国重点实验室，北京 100083）

摘要:【目的】大范围准确监测林区松材线虫病感染情况对森林疫情防治和经营管理具有重要作用。现有研究往往采用单时相或少量时相数据，松材线虫病遥感监测易受森林背景和非寄主树木影响，导致监测精度存在较大的不确定性。此外，单一数据源往往对病害特征刻画不足，例如被动光学数据侧重描述森林冠层水平结构信息，但易受云雨影响造成数据缺失，而主动微波数据对森林垂直结构和水分含量敏感，但存在噪声高、色素敏感性低以及地形影响大等问题。因此，联合主动微波与被动光学时间序列遥感影像数据，有望在降低环境因素影响的同时追踪同一林分的时序变化特征，进而提升松材线虫病探测的准确性与鲁棒性。**【方法】**利用厘米级分辨率无人机影像标记样本，联合 Sentinel-1 C 波段微波和 Sentinel-2 光学时间序列数据，构建基于极端梯度提升算法的松材线虫病害监测模型。分别评估微波模型、光学模型和微波与光学联合模型在松材线虫病监测方面的性能，以及最优模型在不同环境因子下的表现。**【结果】**(1)联合了微波和光学的模型精度(总体精度为 80.62%，Kappa 系数为 0.61)略高于单一光学模型的精度(总体精度为 79.58%，Kappa 系数为 0.59)，并明显高于单一微波模型的精度(总体精度为 68.87%，Kappa 系数为 0.36)，说明了微波与光学时间序列联合数据在松材线虫病害监测中具有优势；(2)模型通常在缓坡、阳坡、低海拔、高覆盖度条件下展现出更高精度。**【结论】**本研究充分利用多源遥感卫星数据，为松材线虫病大范围准确监测提供了新的技术支撑。

关键词：松材线虫病监测；光学时间序列数据；微波时间序列数据；植被指数；机器学习
中图分类号：S771.8 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2024)03−0040−13
引文格式：童彤，林思美，李林源，等. 联合微波与光学时间序列影像的马尾松林松材线虫病遥感识别 [J]. 北京林业大学学报，2024，46(3)：40−52. Tong Tong, Lin Simei, Li Linyuan, et al. Remote sensing recognition of pine wilt disease in *Pinus massoniana* forest combined with microwave and optical time-series images[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(3): 40−52.

Remote sensing recognition of pine wilt disease in *Pinus massoniana* forest combined with microwave and optical time-series images

Tong Tong Lin Simei Li Linyuan Luo Tao Huang Huaguo
(Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, School of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: [**Objective**] Large-scale and accurate monitoring of pine wilt disease (PWD) plays an important role in forest epidemic prevention and management. Existing studies often use single-phase data, resulting in greater uncertainty in the accuracy of monitoring PWD, which is easily affected by forest background and non-host trees. In addition, single data have the limitation of insufficient characterization of disease characteristics. For example, passive optical data focus on describing the horizontal structure of forest canopy, and are easily affected by cloud and rain, resulting in missing data; Active microwave data are

收稿日期: 2022−11−09 **修回日期:** 2023−01−06
基金项目: 国家自然科学基金项目(41971289)，国家自然科学基金青年科学基金项目(42101328)，国家林业和草原局重大应急科技项目(ZD202001)。
第一作者: 童彤。主要研究方向：森林病虫害遥感监测。Email：tong_tong17@bjfu.edu.cn 地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号。
责任作者: 李林源，博士，讲师。主要研究方向：森林干扰定量遥感。Email：lilinyuan@bjfu.edu.cn 地址：同上。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

sensitive to forest vertical structure and moisture content, but there are problems such as high noise, low pigment sensitivity and large terrain impact. Therefore, the combination of active microwave and passive optical time-series images is expected to reduce the impact of environmental factors while tracking the time-series change characteristics of the same forest stand, which helps to improve the accuracy and robustness of PWD monitoring. [**Method**] First, using centimeter-level resolution drone images to obtain samples. Based on extreme gradient boosting algorithm, PWD monitoring models were constructed by combining Sentinel-1 C-band microwave and Sentinel-2 optical time-series images. The performance of microwave model, optical model, combined microwave and optical model in the monitoring of PWD was evaluated respectively. At the same time, compare the performance of the optimal model under different environment conditions. [**Result**] (1) The accuracy of combined microwave and optical model (overall accuracy = 80.62%, Kappa coefficient = 0.61) was slightly higher than that of the single optical model (overall accuracy = 79.58%, Kappa coefficient = 0.59), but significantly higher than that of the single microwave model (overall accuracy = 68.87%, Kappa coefficient = 0.36), and its showed the value of combined microwave and optical time-series data in the monitoring of PWD. (2) The analysis of different environment conditions showed that the model generally exhibited higher accuracy under gentle slope, sunny slope, low altitude, and high coverage conditions. [**Conclusion**] This study makes full use of multi-source remote sensing satellite data and provides new technical support for large-scale accurate monitoring of PWD.

Key words: pine wilt disease monitoring; optical time-series data; microwave time-series data; vegetation index; machine learning

松材线虫病（pine wilt disease，PWD）是由松材线虫（*Bursaphelenchus xylophilus*）借助松墨天牛（*Monochamus alternatus*）等媒介昆虫侵染松属（*Pinus*）树体导致的林木病害。松材线虫病自 1982 年在我国首次发现以来不断传播扩散，成为对我国森林危害最严重的林业检疫性有害生物[1]。准确监测松材线虫病的发生和传播对疫情防治和预测具有重大作用。传统森林病虫害监测主要依靠人力开展实地调查，时效性差，不适合开展大范围调查。目前多数研究集中在采用高分辨率无人机影像进行松材线虫病疫木详查，如秦军[2]构建 Spatial-Context-Attention Network 精准识别受害单木，但无人机存在成本高、覆盖范围小的问题，同时利用卫星遥感识别病害和评估受害程度的研究方法相对常规化[3]，对实现松材线虫病扩散风险和潜在分布预测有重要意义[4]。因此，为实现大范围动态监测松材线虫病害仍需对星载遥感技术深入研究。

松材线虫入侵寄主后，寄主的木质部薄壁细胞变性坏死引起树木水分代谢紊乱，植株水分亏缺造成冠层含水量下降，同时针叶细胞萎缩且叶绿素含量逐渐减少，进而导致光合作用和蒸腾作用的剧烈改变，致使感病植株在 1～3 个月内枯萎死亡[5]。病木外观主要经历绿色正常、针叶开始变黄、针叶萎蔫全红以及最后整棵干枯死亡 4 个阶段[6]。由于病木针叶色素含量降低，导致“绿峰”、“红谷”、红边位置和斜率等植被特有的反射率特征发生明显变化，针叶细胞萎缩导致近红外谱段反射率降低，而短波红外反射率主要受到叶片等效水厚度和内部结构影响而上升，这是光学遥感探测松材线虫病的基本原理[7−8]。同时，由于微波信号对目标的复介电常数（主要由水分含量决定）敏感，因此微波遥感也具有监测松材线虫病的潜力[9]。

综合前人研究分析，随着多源遥感数据的使用增加，同时方法也从简单的光谱反射率分析过渡到植被指数计算再到复杂的辐射传输过程研究，卫星遥感监测森林病虫害的研究逐步取得进展。光学遥感中的可见光至短波红外（visible-shortwave infrared，VIS-SWIR）谱段是当前森林病虫害遥感监测中最广泛使用的谱段[10]。直接利用不同分辨率遥感影像分析 VIS-SWIR 光谱反射率差异，对山松甲虫（*Dendroctonus ponderosae*）的“红色攻击”进行卫星遥感制图，监测精度可达 73%～92%[11−12]。植被指数利用波段间不同组合方式突出植被光谱特征，能有效描绘由病虫害引起的植被光谱特征的细微变化，例如：反映叶绿素含量的归一化植被指数（normalized difference vegetation index，NDVI）和优化土壤调整植被指数（optimized soil adjusted vegetation index，OSAVI）[13−14]，反映植被含水量的疾病–水胁迫指数（disease-water stress index，DSWI）和水波段指数（water band index，WBI）[15−16]等，均表现为与受害程度紧密相关。此外，部分学者尝试基于辐射传输模型构建病虫害的量化参数与遥感反射率信号之间的物理关系研究，以提升监测模型的适用性。例如：Lin 等[17]利用三维辐射传输模型（radiosity applicable

to porous individual objects, RAPID)模拟被树梢甲虫(*Tomicus* spp.)侵染的垂直异质云南松(*Pinus yunnanensis*)林，通过查找表方法反演松林枝条枯死率，R^2 达 0.66; Li 等[18]提出耦合叶片尺度叶绿素荧光辐射传输模型和冠层尺度随机辐射传输模型的 FluorESRT(fluorescence stochastic radiative transfer)模型，用于模拟受胁迫冠层的垂直异质性，结果发现其模拟的冠层尺度叶绿素荧光在评估虫害早期监测中具有较大优势。总体来看，当前物理模型对于复杂的病虫害林分立地条件存在较大的简化，监测精度尚显不足，而机器学习模型避免了复杂物理模型的建模过程，能够充分利用多波段特征及辅助地形信息等，在训练样本量合适的情况下具有良好的模型精度与泛化性。

微波遥感具备全天候监测能力，在病虫害监测研究中应用的较少，这可能是由于微波信号对植物病虫害症状的响应相对较弱的缘故。尽管如此，合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)依然表现出了良好的病虫害监测潜力，例如：利用单景 TerraSAR-X 波段数据监测树皮甲虫(*Ips typographus*)早期侵入的模型，其 Kappa 系数为 0.23[19]。然而由于 SAR 数据的固有斑点噪声，限制了单时相微波遥感变化检测和土地分类的应用，因此较多文献往往采用多时相数据，例如：Tanase 等[20]利用多期 ALOS PALSAR-L 波段数据提出了一种新的微波指数用于监测森林干扰，其中虫害监测总体精度在 65%～88%之间。当前，微波监测森林病虫害的研究仍存在噪声高、色素敏感性低以及地形影响大等诸多局限性，技术尚未成熟。前人研究表明联合使用光学数据和微波数据通常能够有效提升森林病虫害监测精度[19,21]。因此利用微波遥感数据作为光学数据的有益补充，可以为研究提供额外信息。

然而，单一时相的融合数据在监测复杂林分病虫害时往往存在较大限制，因为病虫害的光谱特征可能被森林背景(裸土或灌草)或者非寄主树木所混淆。相较而言，时间序列数据能够追踪同一林分多个时相的变化情况，一定程度降低了环境因素、林分类型、盖度等非干扰因素的影响，提高了遥感信息的质量和准确性。因此基于时间序列的分析方法有望提升捕捉地物发生渐变或突变情况的能力，更适于森林病虫害的监测。

本研究联合使用时序 Sentinel-1 微波影像和 Sentinel-2 光学影像，通过学习健康林分和受害林分的多维度时序变化特征，建立时序数据松材线虫病害识别模型，旨在回答：(1)光学和微波时序特征如何在松材线虫病害监测模型中发挥作用?(2)松材线虫病害对光学与微波时序信号的影响程度如何?(3)环境因子如何影响模型的精度?

1 研究区概况与数据

1.1 研究区概况

研究区位于江西省吉安市中南部(25°58′～27°37′ N, 113°56′～115°20′ E)，跨越吉安县、泰和县、万安县和遂川县等地(图 1)。境内具有丰富的森林资源，属于江西省的重要林区，森林覆盖度达 67.6%。研究区横跨赣江中游两岸，处于罗霄山脉中段，以山地、丘陵为主要地形。区内气候温和，日照充足，雨量充沛，多年平均降水量 1 553 mm，且主要集中在 4—6 月，年平均气温 17.1～18.6 ℃，属于亚热带季风性湿润气候。林区内以马尾松(*Pinus massoniana*)针叶纯林为主，也存在小部分的杉木(*Cunninghamia lanceolata*)、湿地松(*Pinus elliottii*)与马尾松的混交林，此外阔叶林和针阔混交林也占有一定比例。其中，马尾松、湿地松等是松材线虫的主要寄主植物。由于吉安市气候条件非常有利于松材线虫的繁殖和传播，境内已有多地报告了松材线虫病的爆发，且有逐步蔓延的趋势，严重威胁着吉安市的森林资源安全。据国家林业与草原局统计信息，截至 2023 年吉安市市内已有 12 个县(区、市)级疫点(https://www.forestry.gov.cn/c/www/gkzfwj/380005.jhtml)。

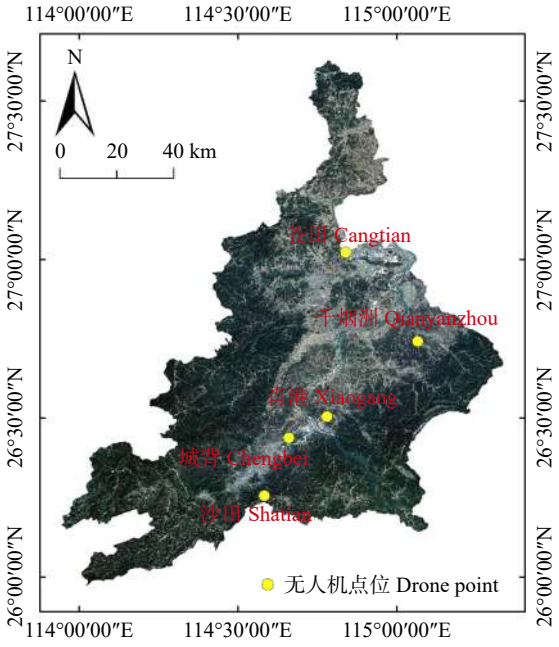


图 1 研究区与无人机野外调查位置

Fig. 1 Study area and locations of UAV survey

研究区松材线虫病害的发生开始于 2019 年 5—7 月，仅发现零星几棵病木，11 月份出现成片病木，到 2020 年初大部分疫木已被砍伐。区内病害发生程

度不同,大致可分为零散单木分布、斑块状分布以及成片状分布。

1.2　遥感数据

1.2.1　Sentinel-1 SAR 时间序列数据

Sentinel-1 是欧空局“哥白尼计划”全球对地观测任务研发的新一代双极化 C 波段星载合成孔径雷达双星系统,由 2014 年 4 月 3 日发射的 Sentinel-1A 和 2016 年 4 月 25 日发射的 Sentinel-1B 组成,能够提供全天时全天候的观测数据,受云雨影响小。每期数据发布前均利用欧洲航天局 Sentinel-1 工具箱进行了预处理,包括轨道文件导入、热噪声去除、辐射定标和距离–多普勒地形校正,最终输出双极化通道以分贝(dB)为单位的后向散射系数以及记录入射角信息的波段[22]。谷歌地球引擎(Google Earth Engine,GEE)[23]遥感云平台存储了 Sentinel-1 干涉宽幅模式的地距多视数据,有 VV 和 VH 两种极化方式,空间分辨率可达 10 m,单星重访周期为 12 d,双星重访周期 6 d。利用 GEE 获取影像,可以极大程度节省数据处理时间和存储空间。通过 GEE 筛选研究区内 Sentinel-1 数据,时间范围为 2018 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日,共有 182 景影像。

1.2.2　Sentinel-2 MSI 时间序列数据

Sentinel-2 是欧空局“哥白尼计划”的环境监测卫星,包含 A 和 B 两颗卫星,单星重访周期为 10 d,双星重访周期为 5 d。搭载具有 13 个光谱通道的多光谱成像仪,覆盖了从可见光、近红外到短波红外谱域。随波段的不同,地面分辨率为 10、20 和 60 m。由于 Sentinel-2 L-2A 地表反射率产品从 2019 年开始才覆盖全球,为保证数据处理方式的一致性,本研究采用 Sentinel-2 L-1C 大气表观反射率数据集,并筛选了 2018 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日期间云量低于 20% 的全部影像,共 523 景。

1.2.3　无人机正射影像

分别在城背、苍田、千烟洲、沙田和肖港 5 个地方选择典型受害林分进行无人机飞行调查,林分内部为不同受害程度的马尾松纯林,样地间的地形、林分条件均存在一定差异。野外试验于 2019 年 11 月前后开展,采用大疆精灵 4 无人机,获取了具有较高重叠度的分辨率为 0.09 m 的 RGB(red-green-blue)影像。利用摄影测量软件 Agisoft Metashape 处理影像得到具有地理参考的正射影像。通过目视解译标记林分内受害的红冠木和已经完全死亡的灰冠木,勾取病木树冠,并构建 10 m × 10 m 分辨率的网格,利用 ArcGIS 10.6 计算每个网格内病木树冠面积占比,即病木冠层盖度(包括冠内间隙)[24],将其作为松材线虫病害受害率 R_D。并基于样地调查经验,设置 $R_D \geqslant 0.2$ 的像素作为受害林分,$R_D = 0$ 的为健康林分。

$$R_D = \frac{S_{diseased}}{S_{grid}} \tag{1}$$

式中:$S_{diseased}$ 为单位网格内标记病木的树冠面积,S_{grid} 为网格面积。

图 2 展示了利用网格进行区域统计计算 R_D 的示意图,其中左图为 Sentinel-2 真彩色合成影像,右图为对应位置的无人机影像。训练、验证样本取自不同样地林分,以增加模型普适性。训练样本点从城背、苍田和千烟洲处无人机获取,共 804 个点,验证样本点通过沙田和肖港处无人机获取,共 485 个样点。



图 2　网格区域统计示意图

Fig. 2　Schematic diagram of grid zonal statistic

1.2.4　其他数据

地形、气候和土地利用分类图等辅助数据对构建松材线虫病监测模型是有益的,因此我们通过 GEE 平台获取了多个类型的辅助数据,包含树高图、数字高程模型(digital elevation model,DEM)、森林覆盖和变化数据集等。基于 2019 年全球森林冠层高度图数据[25],将树高高于 6 m 的区域定义为有效研究范围。通过 GEE 获取 30 m 分辨率的 SRTM DEM[26],并计算坡度和坡向,用于分析地形对监测精度的影响。为了探索不同林分覆盖度条件下松材线虫病监测模型的精度,我们收集了 GLCF(global land cover facility)的全球森林覆盖和变化数据集[27]。该数据集包含了 2000、2005、2010 和 2015 年 30 m 分辨率的森林冠层覆盖度,本研究采用最接近本文所用数据年份(即 2019 年)的 2015 年冠层覆盖度产品。

2　研究方法

利用光学与微波植被指数时序曲线识别卫星像元尺度受害林分与健康林分,其技术路线如图 3 所示,主要步骤包括:(1)时间序列卫星影像预处理,根据受害时间与影像质量筛选数据,并进行影像预处理(辐射坡度校正、大气校正等);(2)光学与微波植被指数时序曲线提取,筛选并获取 7 个光学植被指数、2 个微波植被指数和 2 个后向散射系数时间序列曲线,逐月计算中值并进行时序滤波;(3)时序分

类模型构建与验证。将植被指数时序曲线作为特征向量并利用机器学习算法构建时序分类模型，分别探讨不同数据源的松材线虫病害监测能力，选择最优模型获取研究区松材线虫病受害范围。

2.1 遥感数据预处理

由于 Sentinel-1 SAR 侧视成像几何和相干系统的特性，其数据受地形起伏影响产生辐射畸变，且固有斑点噪声较大，导致影像质量不高。首先，利用基于角度的辐射坡度矫正方法[28]在 GEE 上对每一景影像进行辐射坡度校正，旨在消除地形对辐射亮度的影响(图 4)。其次，采用 7 × 7 窗口对每幅影像进行 Refined Lee(ReLee)滤波，以抑制相干斑噪声并最大化保留图像边缘信息。ReLee 滤波是在 Lee 滤波的基础上提出的一种改进方法，对于强边缘区域的像素，采用沿边缘方向的滤波窗口代替 Lee 滤波中形状规则的滤波窗口，以更好地区分窗口内像素的结构属性，从而减少滤波过程对图像结构的影响[29]。

由于 Sentinel-2 L-1C 数据受大气气溶胶影响严重，不能直接使用，因此需要对其进行大气校正。本研究通过 GEE 平台上的基于传感器不变大气校正算法(sensor-invariant atmospheric correction，SIAC)对每景影像进行自动大气校正[30]，再利用 QA60 波段标记实现云掩膜。

2.2 植被指数时序曲线提取与滤波

松材线虫病害会导致植被叶绿素降低、含水量下降，因此在光学特征参数中选择了对植被色素敏

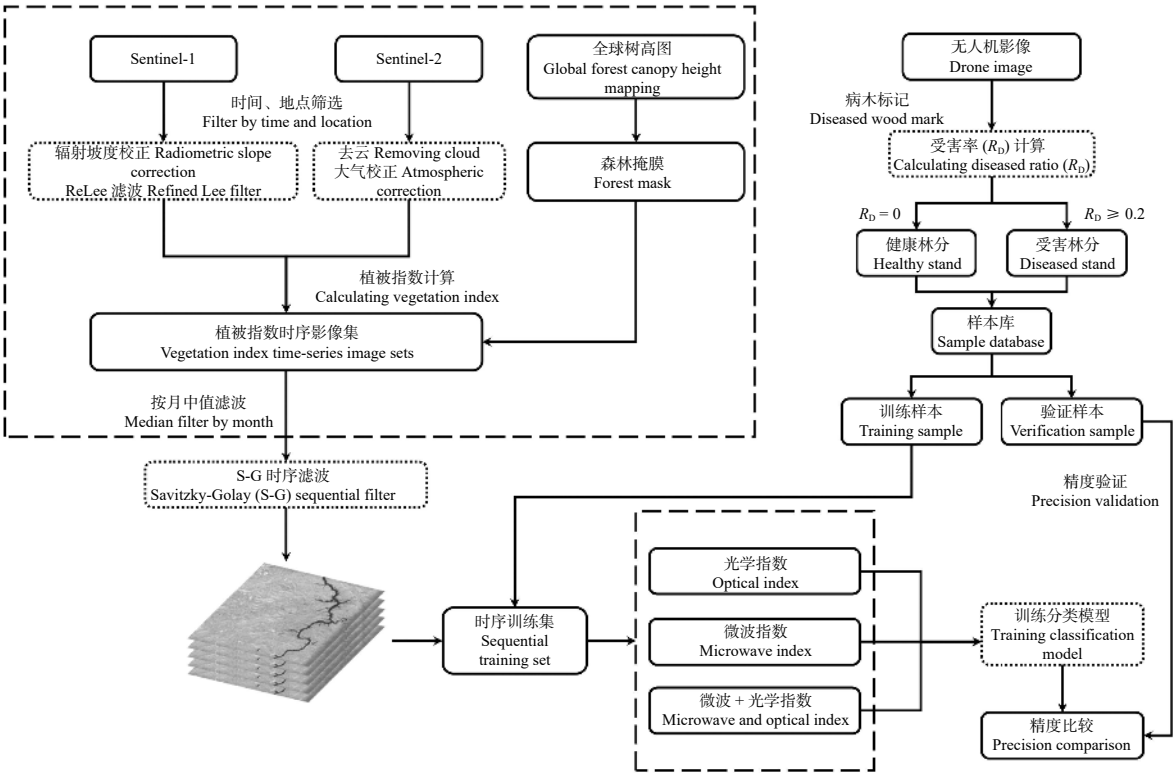


图 3 联合 Sentinel-1 和 Sentinel-2 时间序列数据的松材线虫病害遥感识别技术路线

Fig. 3 Workflow of monitoring pine wilt disease through the integration of Sentinel-1 and Sentinel-2 time-series data



a Sentinel-1 原始影像 Sentinel-1 original image

b 地形坡度校正后影像 Processed image after terrain slope correction

c ReLee 滤波后影像 Processed image after ReLee filter

图 4 Sentinel-1 影像预处理示意图

Fig. 4 Sentinel-1 image preprocessing schematic diagram

感的植被指数，包括归一化植被指数(NDVI)、重整化差异植被指数(renormalized difference vegetation index，RDVI)和绿度大气阻抗植被指数(green atmospherically resistant index，GARI)；以及对水分含量敏感的指数，包括归一化差异湿度指数(normalized difference moisture index，NDMI)、归一化燃烧比(normalized burn ratio，NBR)、修改型归一化差异水体指数(modified normalized difference water index，MNDWI)和病害水分胁迫指数(DSWI)；在微波特征参数中选择了 VV 和 VH 两极化通道下的后向散射系数σ_{VV}和σ_{VH}，以及对森林结构与水分含量有响应的极化比(polarization ratio，PR)和雷达植被指数(radar vegetation index，RVI)。各指数计算公式如表 1 所示。

表 1　本研究所使用的微波与光学植被指数及其计算公式

Tab. 1　Microwave and optical vegetation indices used in this study and their formula

植被指数 Vegetation index	计算公式 Formula	参考文献 Reference
病害水分胁迫指数 Disease-water stress index (DSWI)	$\frac{B_8+B_3}{B_{11}+B_4}$	[31]
绿度大气阻抗植被指数 Green atmospherically resistant index (GARI)	$\frac{B_8-(B_3-1.7\times(B_2-B_4))}{B_8+(B_3-1.7\times(B_2-B_4))}$	[32]
修改型归一化差异水体指数 Modified normalized difference water index (MNDWI)	$\frac{B_3-B_{11}}{B_3+B_{11}}$	[33]
归一化燃烧比 Normalized burn ratio (NBR)	$\frac{B_8-B_{12}}{B_8+B_{12}}$	[34]
归一化差异湿度指数 Normalized difference moisture index (NDMI)	$\frac{B_8-B_{11}}{B_8+B_{11}}$	[35]
归一化差异植被指数 Normalized difference vegetation index (NDVI)	$\frac{B_8-B_4}{B_8+B_4}$	[36]
重整化差异植被指数 Renormalized difference vegetation index (RDVI)	$\frac{B_8-B_4}{\sqrt{B_8+B_4}}$	[37]
极化比 Polarization ratio (PR)	$\sigma_{VV}-\sigma_{VH}$	[38]
雷达植被指数 Radar vegetation index (RVI)	$4/\left(10^{\frac{\sigma_{VV}-\sigma_{VH}}{10}}+1\right)$	[39]

注：B_2、B_3、B_4、B_8、B_{11}和B_{12}分别代表蓝、绿、红、近红、短波红外1和短波红外2波段反射率；σ_{VV}和σ_{VH}分别为同极化和交叉极化下后向散射系数。Notes: B_2, B_3, B_4, B_8, B_{11} and B_{12} represent the reflection values of the blue band, the green band, the red band, the near infrared band, the short-wave infrared band 1, and the short-wave infrared band 2, respectively. σ_{VV} and σ_{VH} represent the co-polarized and cross-polarized backscattering coefficient.

为了消除缺失值并降低噪声，将特征时序数据逐月计算中值，并采用 Savitzky-Golay(S-G)滤波器对时序曲线进行滤波重构，设置滤波窗口大小为 11，阶数为 0，多项式次数为 2。S-G 滤波的核心是对窗口内的数据进行加权平均，加权权重是通过给定的高阶多项式进行最小二乘拟合得到。该滤波算法在降低噪声获得平滑时间序列曲线的同时，能够有效地保留曲线的变化特征[40]。

2.3　时序分类模型构建及精度验证

本研究采用卫星时序影像土地利用覆盖分类制图的开源 Sits 包[41]进行松材线虫病害监测建模。Sits 包利用机器学习技术对多维时间序列影像数据进行分类，可以调用包括支持向量机、随机森林、极端梯度提升和卷积神经网络等机器学习算法，同时提供了分类后处理和精度评估等功能，目前尚未在森林病虫害监测中得到应用。

2.3.1　训练样本提取和样本质量控制

通过利用无人机获取的样本点提取特征时间序列曲线，并采用凝聚层次聚类(agglomerative hierarchical clustering，AHC)的方法进行样本清洗。AHC 通过计算任意两个时序样本间的差异性，根据距离函数和链接准则，决定在每次迭代中将哪两个聚类(clusters)进行合并并生成树状图，再根据调整兰德指数(adjusted rand index，ARI)作为有效性指标对树状图进行切割，使得最终生成的几个聚类之间的差异尽可能大，内部类别尽可能同质，最终留下较为纯净的样本达到提高样本质量的目的[42]。通过 10 折交叉验证发现样本清洗后交叉验证精度会有明显提高。图 5 以 DSWI、σ_{VV}和σ_{VH}的时序曲线为例，展示健康林分和受害林分特征时序曲线的差异，其中误差棒表示 99% 置信度下置信区间。

2.3.2　训练样本提取和样本质量控制

通过比较几种常见时序分类算法的 10 折交叉验证结果，并综合时间成本和精度考量，最终采用极端梯度提升(extreme gradient boosting，XGBoost)算法。XGBoost 算法以一个弱预测器进行初始化，进而利用梯度下降算法最小化代价函数，在每次迭代中拟合更好的模型以提高性能[43]。

首先将时序数据分成光学、微波以及光学与微波联合 3 组，分别基于 XGBoost 算法构建松材线虫病害监测模型，利用训练好的模型对整个研究区的时序数据执行分类，获取全区病害分布图。最后，利

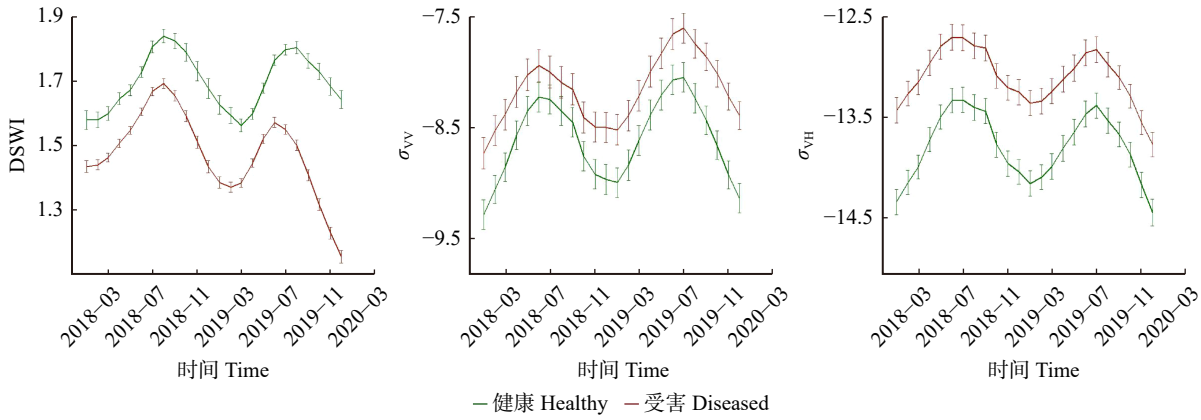


图 5 健康林分和受害林分的特征时序曲线

Fig. 5 Characteristic time-series curves extracted from healthy and diseased stands

用验证样本点计算混淆矩阵，获得总体精度(overall accuracy，OA)、Kappa 系数、制图精度(producer accuracy，PA)和用户精度(user accuracy，UA)。逐个剔除模型中的特征参数，只保留精度得到提高的特征，一轮筛选后，再逐个剔除剩余的参数，直到分类精度不再增加，从而得到最优变量组合，比较不同数据源的监测能力。

2.3.3 环境因子对建模影响分析

分析冠层覆盖度、坡度、坡向和海拔等环境因子对建模精度的影响。利用 ArcGIS 10.6 提取全部样本点的环境因子数据进行统计分析，提取覆盖度、坡度和海拔的中值作为参考阈值划分因子等级，以保证不同环境条件下样本量基本一致。其中，覆盖度按阈值划分为密林(≥ 44%)和疏林(< 44%)，将坡度分为陡坡(≥ 7.57°)和缓坡(< 7.57°)，海拔划分为高海拔(≥ 106 m)和低海拔(< 106 m)。根据 Sentinel-2 过境时太阳方位角(97° ~ 163°)将坡向分为阳坡(73° ~ 187°)和阴坡(0° ~ 73°，187° ~ 360°)。由于本研究采用的是右侧视雷达系统 Sentinel-1 升轨数据，影像受到传感器方位影响，因此根据 Sentinel-1 卫星飞行方向角度(约−12°)将坡向分为假阳坡(168° ~ 348°)和假阴坡(0° ~ 168°，348° ~ 360°)，用于对单一微波模型的影响分析。

依据划分的环境因子类别对训练样本和验证样本进行重新分配，在同一环境条件下重新构建并验证病害监测模型。基于筛选的最优特征参数组合，分析对比不同环境条件下模型精度的差异，从而探讨影响松材线虫病监测模型精度的因素和提高监测精度的可行方法。

3 结果与分析

3.1 微波时序监测模型评估

将σ_{VV}和σ_{VH}以及植被指数 PR 和 RVI 等全部微波特征组合形成的时间序列训练样本记为 [SAR]，模型精度结果如表 2 所示。结果发现，当全部微波参数参与建模且经过 AHC 聚类方法清洗样本时，模型分类精度最高。最终模型总体精度 OA 为 68.87%，Kappa 系数为 0.36。其中健康类的制图精度 PA 过低，仅有 54.71%，但受害类的 PA 达到 80.92%，说明有较多健康林分被错分为受害林分。结果表明单一微波数据对于病害响应不高，监测能力较差。

3.2 光学时序监测模型评估

与微波时序监测模型评估类似，首先利用全部光学植被指数组合(记为 [OPT])时序数据建立分类模型，经验证得到总体精度 OA 为 75.05%，Kappa 系数为 0.50(图 6)。第一轮剔除 MNDWI、NBR、NDVI 等植被指数时，分类精度得到提高，剩余指数组成 [OPT2]；第二轮筛选结束，仅保留了 DSWI 一个参数，此时 OA 达到 79.58%，Kappa 系数为 0.59。结果表明相较其他特征参数，DSWI 与松材线虫病害的响应更强，且模型输入参数越多，精度反而越低(表 3)。

3.3 联合微波与光学时序监测模型评估

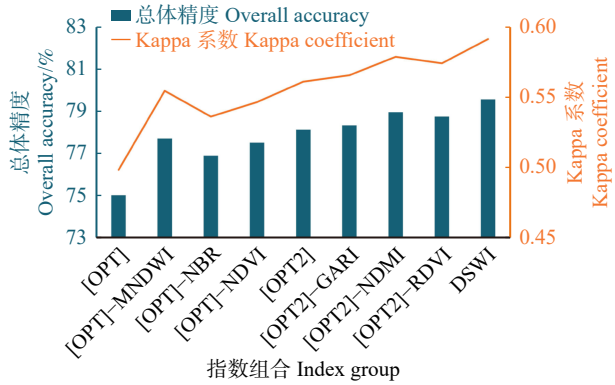
基于上述结果，联合单一光学植被指数 DSWI

表 2 单一微波数据的时序模型分类精度

Tab. 2 Classification accuracy of time-series monitoring model using individual microwave data

指数组合 Index group	总体精度 Overall accuracy/%	Kappa系数 Kappa coefficient	制图精度 Producer's accuracy/%		用户精度 User's accuracy/%	
			健康类 Healthy	受害类 Diseased	健康类 Healthy	受害类 Diseased
[SAR]	68.87	0.36	54.71	80.92	70.93	67.73

注：[SAR]指全部微波植被指数组合。Note: [SAR] represents all microwave vegetation index group.



[OPT] 指全部光学植被指数组合，[OPT2] 指由 GARI、NDMI、RDVI 和 DSWI 组成的光学植被指数组合，“–”表示从指数组合中移除单个指数。[OPT] represents all optical vegetation index group, [OPT2] represents the optical vegetation index group composed of GARI, NDMI, RDVI and DSWI, “–” represents removing a single index from the index group.

图 6　不同光学植被指数组合条件下的时序监测模型总体精度与 Kappa 系数比较

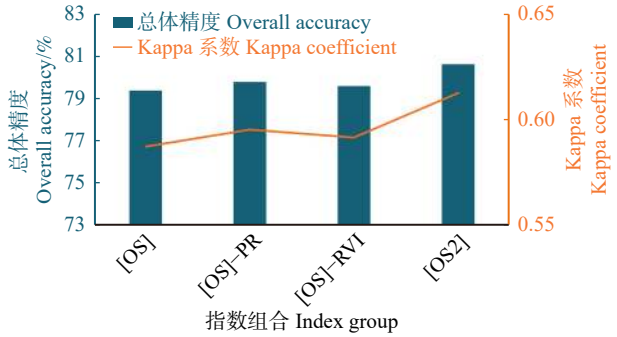
Fig. 6　Comparison of overall accuracy and Kappa coefficient of time-series monitoring models based on different optical vegetation index group

表 3　不同光学植被指数组合条件下的时序监测模型制图精度与用户精度比较

Tab. 3　Comparison of producer accuracy and user accuracy of time-series monitoring models based on different optical vegetation index group　%

指数组合 Index group	制图精度 Producer's accuracy		用户精度 User's accuracy	
	健康类 Healthy	受害类 Diseased	健康类 Healthy	受害类 Diseased
[OPT]	73.99	75.95	72.37	77.43
[OPT] – MNDWI	80.27	75.57	73.66	81.82
[OPT] – NBR	76.68	77.10	74.03	79.53
[OPT] – NDVI	74.44	80.15	76.15	78.65
[OPT2]	78.03	78.24	75.32	80.71
[OPT2] – GARI	78.92	77.86	75.21	81.27
[OPT2] – NDMI	80.72	77.48	75.31	82.52
[OPT2] – RDVI	79.82	77.86	75.42	81.93
DSWI	81.61	77.86	75.83	83.27

和全部微波植被指数(记为 [OS])用于训练模型，经验证，总体精度为 79.38%，Kappa 系数为 0.59(图 7)。通过特征筛选，最终联合微波和光学时序监测模型的输入参数为 DSWI、σ_{VV}和σ_{VH}时间序列数据(记作 [OS2])，总体精度达到 80.62%，Kappa 系数为 0.61。与光学时序监测模型相比，健康类别的制图精度和受害类的用户精度均明显上升(表 4)，证实微波信号可以为模型提供额外信息。将微波、光学以及联合时序监测最优模型分别应用到整个研究区获得松材线虫病疫区分布图，其中联合时序监测模型结果如图 8 所示，右上角为分类结果与无人机影像的对



[OS] 指全部微波和光学植被指数组合，[OS2] 指由 DSWI、σ_{VV}和σ_{VH}组成的植被指数组合，“–”表示从指数组合中移除单个指数。[OS] represents all microwave and optical vegetation index group, [OS2] represents the vegetation index group composed of DSWI,σ_{VV} and σ_{VH}, “–” represents removing a single index from the index group.

图 7　不同微波与光学植被指数组合条件下的时序监测模型总体精度与 Kappa 系数比较

Fig. 7　Comparison of overall accuracy and Kappa coefficient of time-series monitoring models based on different microwave and optical vegetation indices group

表 4　不同微波与光学植被指数组合条件下的时序监测模型制图精度与用户精度比较

Tab. 4　Comparison of producer accuracy and user accuracy of time-series monitoring models based on different microwave and optical vegetation index group　%

指数组合 Index group	制图精度 Producer accuracy		用户精度 User accuracy	
	健康类 Healthy	受害类 Diseased	健康类 Healthy	受害类 Diseased
[OS]	81.61	77.48	75.52	83.20
[OS] – PR	81.61	78.24	76.15	83.33
[OS] – RVI	82.06	77.48	75.62	83.54
[OS2]	83.86	77.86	76.33	85.00

比。在不同数据源构建的时序模型中，微波时序模型容易造成松材线虫病的过分检测，而光学与联合时序模型则展现了较好的监测效果，后两者的受害林分分布模式也基本一致，说明光学数据在松材线虫病监测中占据主导地位，而微波信号对于监测精度有稍许提升。该疫区分布图表明松材线虫病受害区呈现分散式分布，这与实际报道的松材线虫染病情况是吻合的。

3.4　环境因子对模型的影响评估

基于最优特征参数组合(即 DSWI、σ_{VV}和σ_{VH})，在不同环境条件下分组进行建模训练并验证。由结果(图 9，表 5)可知，对于坡度因子，当样本满足坡度小于 7.57°时，总体精度 OA 达到 93.57%，Kappa 系数为 0.87，优于坡度较陡情况下的分类精度；对于坡向因子，当样本位于阳坡时，OA 达到 92.31%，Kappa 系数为 0.85，比样本在阴坡时的精度高；对于海拔因子，样本满足低于海拔 106 m 时，OA 达到最

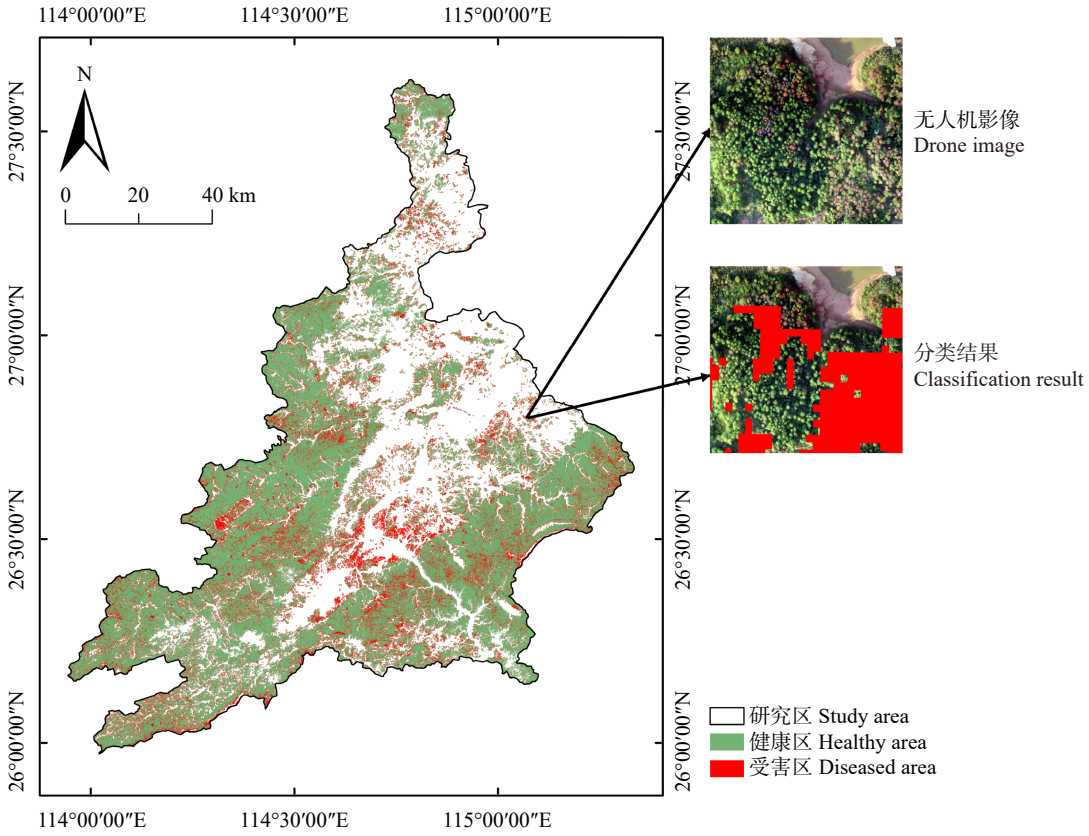


图 8 联合时序监测模型提取松材线虫病受害区分布图

Fig. 8 Maps of PWD infestation area classified by combined time-series monitoring model

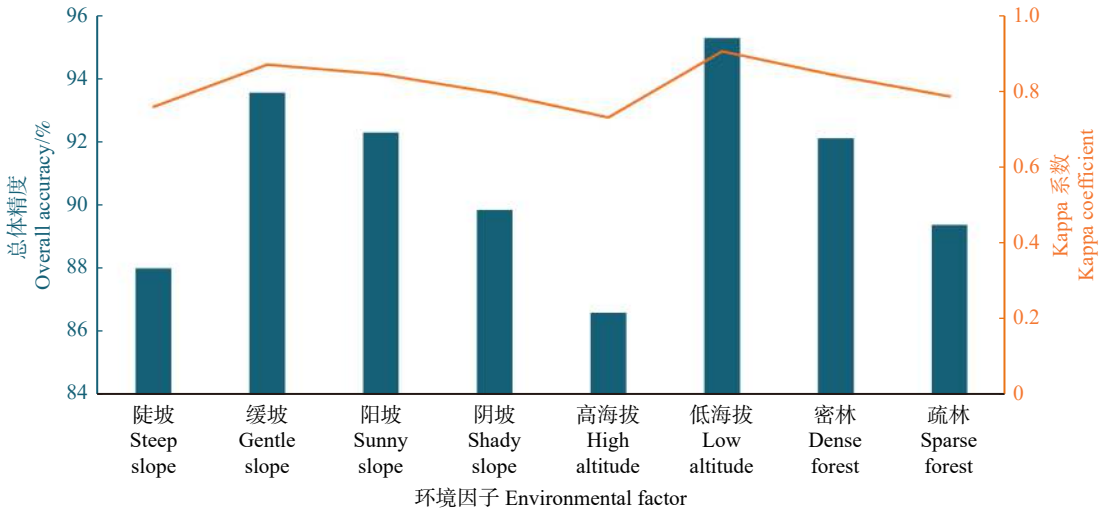


图 9 不同环境因子条件下的时序监测模型的总体精度与 Kappa 系数比较

Fig. 9 Comparison of overall accuracy and Kappa coefficient of time-series monitoring models under different environment conditions

高值 95.29%，Kappa 系数为 0.90，明显优于高海拔时的精度；对于森林覆盖度因子，样本满足覆盖度 44% 以上时，OA 为 92.12%，Kappa 系数 0.84，优于覆盖度低时的分类精度。

为了分析这些环境因素影响模型精度的具体原因，分别利用 DSWI 和 [SAR] 时序数据建模验证不同环境条件下精度的变化，其中针对 [SAR] 模型的坡向因子分析，选择假阳坡和假阴坡的样本进行验证。结果表明：[SAR] 在不同覆盖度下精度无明显变化，位于假阴坡的样本精度更高，其他精度对比均发现上述相同规律。这说明坡度、坡向和海拔对光学和微波时序监测都造成了影响，覆盖度因子只对光学时序监测造成影响。

4 讨 论

4.1 微波与光学数据联合的必要性

本研究基于相同的训练和验证样本，分组比较了 Sentinel-1 微波数据、Sentinel-2 光学数据以及二

表 5　不同环境因子条件下的时序监测模型的制图精度与用户精度比较

Tab. 5　Comparison of producer accuracy and user accuracy of time-series monitoring models under different environment conditions　%

环境因子 Environment factor	制图精度 Producer accuracy		用户精度 User accuracy	
	健康类 Healthy	受害类 Diseased	健康类 Healthy	受害类 Diseased
陡坡 Steep slope	87.25	88.75	87.84	88.20
缓坡 Gentle slope	93.59	93.56	93.86	93.27
阳坡 Sunny slope	93.71	91.09	90.11	94.36
阴坡 Shady slope	89.48	91.22	91.45	89.21
高海拔 High altitude	87.50	85.71	86.19	97.07
低海拔 Low altitude	93.93	96.60	96.39	94.28
密林 Dense forest	92.07	92.17	91.79	92.44
疏林 Sparse forest	89.07	89.73	90.23	88.51

者联合后监测松材线虫病的能力。相较于波长更长的 L 波段和波长较短的 X 波段，C 波段穿透能力处于中等，通常刚好穿透森林树冠，受土壤影响较小，对冠层含水量和森林结构信息有响应，具有监测松材线虫病的潜力[9]。本文结果表明，中分辨率 C 波段 SAR 对松材线虫病害有一定敏感性，对受害较严重的林分监测潜力较大。然而，单一微波数据通常不足以准确反映森林病害信息，且噪声依旧是限制微波数据使用的难题。尽管本研究已采用月中值滤波以及 S-G 滤波的方式降低噪声以获得较为平滑的时序曲线，但受到固有噪声与滤波方法的限制，仍难以确保噪声的完全消除和有效信息的保留。单独使用 Sentinel-2 光学数据时，监测精度明显优于微波模型，说明光学遥感确实比微波的松材线虫病监测能力强。同时我们发现，以多个光学植被指数作为输入时训练的模型精度低于单一 DSWI 植被指数训练的模型（图 6，表 3），可能的原因是其他植被指数与松材线虫病的相关性更低从而引入了噪声特征。

由于光学与微波数据均具有各自的优势，二者联合后比各自单独监测的精度均有不同程度的提升，而光学数据则占据主导地位，微波信号对松材线虫病害的响应相较于光学来说是微弱的，如何依靠密集时间序列数据放大微波信号差异将是是下一步研究的重点。基于本研究的结果，我们建议在光学与微波均可用时，采用二者联合时序监测模型是更明智的选择，而当仅有微波数据可用时，其监测精度则大打折扣。此外，由于 GEE 云平台的使用，可以更高效利用大尺度、多时相遥感卫星数据，缩减数据处理时间，充分发挥多源数据优势。

4.2　时间序列数据应用的必要性

基于单时相数据与时间序列数据的监测模型是两种常用的病虫害监测算法。为了评估单时相数据在松材线虫病监测中的潜力，我们从未经 S-G 滤波的时序影像中分别提取健康样本和受害样本在病虫害发生前后的植被指数。为了避免物候影响，选择 2018 年 11 月作为灾前时相，2019 年 11 月作为灾后时相。通过单因素方差分析法，定量评价各个植被指数与受害情况的相关性。结果显示，在灾前，两种林分均未受害，但其光学植被指数（DSWI、GARI、MNDWI、NBR、NDMI、NDVI 及 RDVI）和 σ_{VV}、σ_{VH} 及 PR 均存在极显著差异，RVI 具有显著差异，说明是由地形、气候和林分类型等环境因子共同导致的，也与样本点缺少充足的代表性有关；在灾后，健康林分和受害林分之间的光学植被指数（DSWI、GARI、MNDWI、NBR、NDMI、NDVI 及 RDVI）和 σ_{VV}、σ_{VH} 均有极显著统计学差异，微波植被指数（PR 和 RVI）有差异，说明是由松材线虫病和环境因子共同造成。

结合箱式图（图 10）分析可知：在 2018 年 11 月

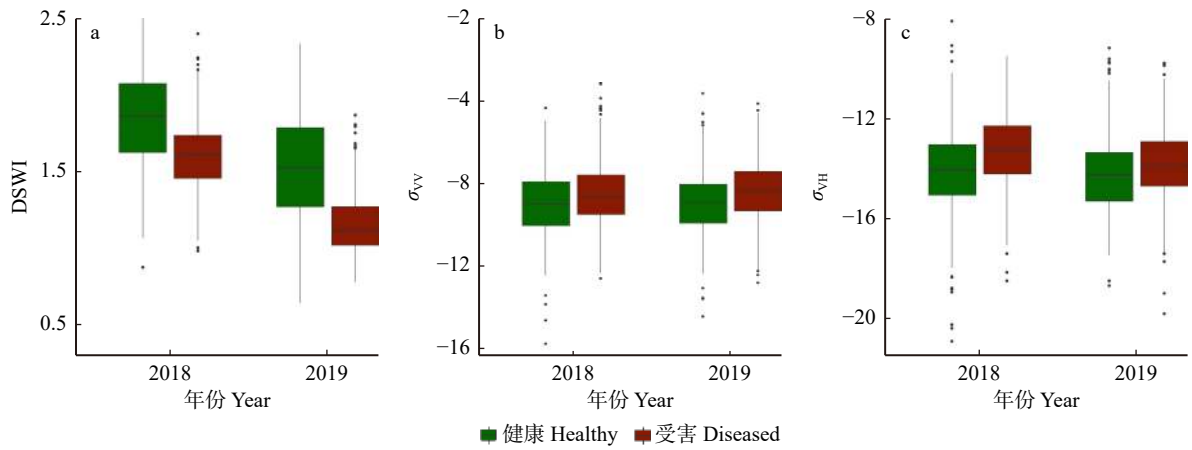


图 10　健康样本和受害样本的特征参数在灾前灾后的箱式图

Fig. 10　Characteristic boxplots extracted from healthy and diseased samples before and after disaster

（灾前），受害林分和健康林分所在区域的光学植被指数已经呈现一定差异，到 2019 年 11 月（灾后），这种差异更加明显。受害林分与健康林分箱式图的重叠区域相较于灾前更小，但标准差范围变大，这是由于不同健康水平和不同受害水平的林分具有不同生化组成导致的[44]。微波植被指数的变化更微小，灾前到灾后的变化均不明显。灾后，受害林分的σ_{VH}略微降低，σ_{VV}略微增加，这是因为林分遭到松材线虫侵染后，冠层水分减少，进而导致微波信号透过率增加，其中 VH 极化因其对冠层水更敏感则降低，而 VV 极化受树干—地面组成的二面角散射体和土壤影响更大，呈轻微增加趋势。受到 VV、VH 极化共同作用，PR 和 RVI 的变化幅度相对较大，但由于灾前的林分自身存在差异，且数据处理过程引入噪声，导致灾后指数差异反而变小。综上所述，由于受到林分覆盖度、地形、气候等环境因素影响，单时相植被指数不能反映松材线虫病侵染对林分的单一影响，且容易遇到数据缺失的情况，因此引入多时相数据对提高松材线虫病害监测精度的研究有重要意义。

4.3 松材线虫病害敏感特征参数讨论

林分遭遇松材线虫病害后，叶绿素含量减少，水分含量降低。由于光谱特性差异，受害林分光谱曲线的绿峰高度会降低，对叶绿素有强吸收的红波段反射率上升，对叶绿素强反射的近红外波段反而下降，又因叶片水分减少和内部结构破坏，短波红外波段反射率上升[8]。病害水分胁迫指数 DSWI 结合了这些波段的优势，其公式分子部分均明显下降而分母部分均上升，因此相较于其他特征参数，DSWI 对植被水和叶绿素更敏感，也有更明显的变化趋势。微波信号对森林结构敏感，但病木针叶保持不脱落导致冠层结构前后差异不大。另一方面，水分含量的下降可以导致植被介电常数变化，从而间接影响微波信号。Steele-Dunne 等[45]基于密歇根微波冠层散射模型研究郁闭林分场景下，不同组分含水量对后向散射系数的影响，van Emmerik 等[46]通过水云模型探讨农作物场景下后向散射系数随含水量的变化，两个结果均证实了微波信号与植被含水量之间的响应。综上所述，DSWI、σ_{VV}和σ_{VH}表现出良好的病虫害监测能力，并在特征筛选的过程中得到保留。

4.4 环境因子对监测模型的影响

本研究通过限制训练与验证样本的环境因子，讨论模型精度变化的原因。当验证样本在坡度平缓、坡向为阳坡、海拔低以及覆盖度高的情况下，分类精度均可达到 91% 以上。这是由于在坡度较大，海拔较高时，光学和 SAR 的影像几何畸变较大，SAR 斜距成像会出现阴影、叠掩和透视收缩等现象，从而引起“同物异谱”的情况，自然导致精度下降[47]。前人研究认为回波信号越强，信噪比越高，精度也随之变高[48]，但本研究结果认为在假阴坡区即坡面背向传感器时，微波监测模型的精度更高，我们认为是由于研究区地形起伏不算太大，虽然假阴坡的回波信号强度相对较弱，但没有产生遮挡；且在假阴坡处，由于坡度的作用雷达信号穿透路径更长，与冠层相互作用更多，导致有效信息更充分。对于光学影像而言，受到太阳照射角度的影响，阳坡部分的辐射亮度值比阴坡的大，且阴坡区主要辐射来源为大气散射辐射和临近地表散射辐射，因此阴坡地表反射率的信噪比较小，导致监测精度也相对较低[49]。对于覆盖度而言，覆盖度越大，林分郁闭，则受到土壤影响减小，另一方面，覆盖度越高的林分在受害后的遥感特征变化更显著，监测精度更高。综上所述，地形、林分覆盖度等环境因子确实对精度产生一定影响，这对模型的普适性造成打击，但这种影响相较于单一时相，已经有了明显的进步。后续研究应当关注于如何改善影像质量以及如何通过遥感技术将环境因子纳入模型参数中，实现因地制宜。

5 结　　论

针对大范围松材线虫病遥感监测，本研究提出联合 Sentinel-1 微波与 Sentinel-2 光学时间序列数据并结合 XGBoost 算法构建时序监测模型的方法。我们评估并筛选出了单一微波模型、单一光学模型、微波与光学联合模型所需的最优输入参数组合，并对比了最优输入参数组合条件下 3 种模型的性能。结果发现，联合模型精度显著高于微波模型，但仅略高于光学模型，说明光学特征在松材线虫病监测建模中占据主导地位，而微波特征则对于病害的响应较小。通过评估不同环境条件下的模型精度，我们发现时序监测模型通常在低海拔、缓坡度、阳坡、高森林冠层覆盖度情况下具有更高的精度。此外，我们也探讨了单一时相数据在松材线虫病监测中的不足，突出了时序数据应用的必要性。本研究有望提升当前松材线虫病遥感识别精度，对病害发生模式的研究有重大意义，为森林管理部门的决策与防治提供依据。

参 考 文 献

[1] 樊改丽. 基于中国知网的“松材线虫病”相关研究文献计量分析 [J]. 植物检疫, 2018, 32(4): 18−25.
Fan G L. Bibliometric analysis of pine wilt disease based on China National Knowledge Infrastructure[J]. Plant Quarantine, 2018, 32(4): 18−25.

[2] 秦军. 基于深度学习的多平台遥感松材线虫病害监测方法 [D]. 合肥: 安徽大学, 2021.

Qin J. Deep learning based multi-platform remote sensing method for pine wood nematode disease monitoring[D]. Hefei: Anhui University, 2021.

[3] 杨鼎, 秦思源, 迟世宽, 等. 基于 CiteSpace 的国内外松材线虫病研究现状及热点分析 [J]. 自然保护地, 2022, 2(2): 115−128.
Yang D, Qin S Y, Chi S K, et al. Research status and hotspot analysis of pine wood nematode disease based on CiteSpace[J]. Natural Protected Areas, 2022, 2(2): 115−128.

[4] 许格希, 余荣兵, 杨昌旭, 等. 基于 GIS 空间技术和 MaxEnt 模型预测川西松材线虫病入侵风险 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(9): 104−115.
Xu G X, Yu R B, Yang C X, et al. Prediction of invasion risk of pine wilt disease based on GIS spatial technology and MaxEnt model in western Sichuan Province of southwestern China[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(9): 104−115.

[5] 陈玉惠, 叶建仁, 魏初奖, 等. 松材线虫侵染对马尾松、黑松水分及其相关代谢的影响 [J]. 植物病理学报, 2005, 35(3): 201−207.
Chen Y H, Ye J R, Wei C J, et al. Effects of pine wood nematode (PWN) infection on water regime and metabolism of related to hosts[J]. Acta Phytopathologica Sinica, 2005, 35(3): 201−207.

[6] 朱克恭. 松材线虫病研究综述 [J]. 世界林业研究, 1995(4): 28−33.
Zhu K G. Studies on pine disease caused by *Bursaphelenchus xylophilus*: a review[J]. World Forestry Research, 1995(4): 28−33.

[7] 武红敢. 卫星遥感技术在森林病虫害监测中的应用 [J]. 世界林业研究, 1995(2): 24−29.
Wu H G. Application of satellite remote sensing technology in the assessment of forest damage[J]. World Forestry Research, 1995(2): 24−29.

[8] 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.
Xu H C, Luo Y Q, Zhang T T, 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.

[9] Woodhouse I H. Introduction to microwave remote sensing[M]. Boca Raton: CRC Press, 2006.

[10] Zhang J C, Huang Y B, Pu R L, et al. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: a review[J/OL]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104943 [2022−03−21]. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016816991930290X.

[11] Franklin S E, Wulder M A, Skakun R S, et al. Mountain pine beetle red-attack forest damage classification using stratified landsat TM data in British Columbia, Canada[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2003, 69(3): 283−288.

[12] 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): 340−351.

[13] Rahimzadeh-Bajgiran P, Weiskittel A, Kneeshaw D, et al. Detection of annual spruce budworm defoliation and severity classification using Landsat imagery[J/OL]. Forests, 2018, 9(6): 357[2022−04−05]. https://www.mdpi.com/1999-4907/9/6/357.

[14] Prabhakar M, Prasad Y G, Thirupathi M, et al. Use of ground based hyperspectral remote sensing for detection of stress in cotton caused by leafhopper (Hemiptera: Cicadellidae)[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 79(2): 189−198.

[15] Apan A, Held A, Phinn S, et al. Detecting sugarcane 'orange rust' disease using EO-1 Hyperion hyperspectral imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(2): 489−498.

[16] Xu H R, Ying Y B, Fu X P, et al. Near-infrared spectroscopy in detecting leaf miner damage on tomato leaf[J]. Biosystems Engineering, 2007, 96(4): 447−454.

[17] Lin Q N, Huang H G, Chen L, et al. Using the 3D model RAPID to invert the shoot dieback ratio of vertically heterogeneous Yunnan pine forests to detect beetle damage[J/OL]. Remote Sensing of Environment, 2021, 260: 112475[2022−03−21]. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425721001930.

[18] Li X Y, Shabanov N V, Chen L, et al. Modeling solar-induced fluorescence of forest with heterogeneous distribution of damaged foliage by extending the stochastic radiative transfer theory[J/OL]. Remote Sensing of Environment, 2022, 271: 112892[2022−03−21]. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425722000062.

[19] Ortiz S, 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.

[20] Tanase M A, Aponte C, Mermoz S, et al. Detection of windthrows and insect outbreaks by L-band SAR: a case study in the Bavarian Forest National Park[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 209: 700−711.

[21] 薛娟. 联合多时相光学和 InSAR 数据的云南松切梢小蠹虫害监测研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2018.
Xue J. Fusing multi-temporal optical and InSAR to monitor the damage degrees of shoot beetle in Yunnan pine forest[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2018.

[22] Tiwari V, Kumar V, Matin M A, et al. Flood inundation mapping-Kerala 2018; Harnessing the power of SAR, automatic threshold detection method and Google Earth Engine[J/OL]. PLoS ONE, 2020, 15(8): e0237324[2021−11−22]. https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0237324.

[23] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18−27.

[24] Li L, Mu X, Jiang H, et al. Review of ground and aerial methods for vegetation cover fraction (fCover) and related quantities estimation: definitions, advances, challenges, and future perspectives[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 199: 133−156.

[25] Potapov P, Li X Y, Hernandez-Serna A, et al. Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data[J/OL]. Remote Sensing of Environment, 2021, 253: 112165 [2021−11−26]. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425720305381.

[26] Farr T G, Rosen P A, Caro E, et al. The shuttle radar topography mission[J/OL]. Reviews of Geophysics, 2007, 45(2)[2021−22−25]. https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/2005rg000183.

[27] Sexton J O, Song X P, Feng M, et al. Global, 30-m resolution continuous fields of tree cover: landsat-based rescaling of MODIS

vegetation continuous fields with lidar-based estimates of error[J]. International Journal of Digital Earth, 2013, 6(5): 427−448.

[28] Vollrath A, Mullissa A, Reiche J. Angular-based radiometric slope correction for Sentinel-1 on Google Earth Engine[J/OL]. Remote Sensing, 2020, 12(11): 1867[2022−03−16]. https://www.mdpi.com/2072-4292/12/11/1867.

[29] Lee J, Grunes M R, De Grandi G. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing. 1999, 37(5): 2363-2373. DOI: 10.1109/36.789635

[30] Yin F, Lewis P E, Gomez-Dans J L, et al. A sensor invariant atmospheric correction method: application to Sentinel-2/MSI and Landsat 8/OLI[J/OL]. EarthArXiv[Preprint]. 2019[2021−11−22]. https://eartharxiv.org/repository/view/1034.

[31] Apan A, Held A, Phinn S, et al. Formulation and assessment of narrow-band vegetation indices from EO-1 Hyperion imagery for discriminating sugarcane disease[C]//Proceeding of the Spatial Sciences Institute Biennial Conference (SSC 2003). Canberra: Spatial Sciences Institute, 2003: 1−13.

[32] Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289−298.

[33] Xu H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14): 3025−3033.

[34] Cocke A E, Fulé P Z, Crouse J E. Comparison of burn severity assessments using Differenced Normalized Burn Ratio and ground data[J]. International Journal of Wildland Fire, 2005, 14(2): 189-198. DOI: 10.1071/WF04010.

[35] Wilson E H, Sader S A. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(3): 385−396.

[36] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[J/OL]. NASA Special Publication, 1974, 351: 309[2022−03−25]. https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614.

[37] Roujean J, Breon F. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(3): 375−384.

[38] Blaes X, Defourny P, Wegmuller U, et al. C-band polarimetric indexes for maize monitoring based on a validated radiative transfer model[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(4): 791−800.

[39] Nasirzadehdizaji R, Balik S F, Abdikan S, et al. Sensitivity analysis of multi-temporal sentinel-1 SAR parameters to crop height and canopy coverage[J/OL]. Applied Sciences, 2019, 9(4): 655[2022−01−14]. https://www.mdpi.com/2076-3417/9/4/655.

[40] Press W H, Teukolsky S A. Savitzky-Golay smoothing filters[J]. Computers in Physics, 1990, 4(6): 669−672.

[41] Simoes R, Camara G, Queiroz G, et al. Satellite image time series analysis for big earth observation data[J/OL]. Remote Sensing, 2021, 13(13): 2428[2021−10−08]. https://www.mdpi.com/2072-4292/13/13/2428.

[42] Keogh E, Lin J. Clustering of time-series subsequences is meaningless: Implications for previous and future research[J]. Knowledge and Information Systems, 2005, 8(2): 154−177.

[43] Chen T Q, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining. San Francisco: Association for Computing Machinery, 2016: 785−794.

[44] Hickey J, Birnie R, Zhao M X. Oleoresin, chemistry and spectral reflectance in stressed lodgepole and white bark pine, mammoth mountain, California[C]//Proceedings of the tenth JPL airborne earth science workshop. Pasadena: National Aeronautics and Space Administration, 2001: 1−10.

[45] Steele-Dunne S C, Friesen J, van de Giesen N. Using diurnal variation in backscatter to detect vegetation water stress[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(7): 2618−2629.

[46] van Emmerik T, Steele-Dunne S C, Judge J, et al. Impact of diurnal variation in vegetation water content on radar backscatter from maize during water stress[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(7): 3855−3869.

[47] 张王菲. 星载 SAR 遥感反演中地形辐射校正的关键技术研究 [D]. 昆明: 昆明理工大学, 2018, 138.
Zhang W F. Research on key techniques of terrain radiation correction in spaceborne SAR remote sensing retrieval[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2018, 138.

[48] 李慧敏. 基于微波遥感数据的森林参数反演 [D]. 成都: 电子科技大学, 2017: 78.
Li H M. Inversion of forest parameters using microwave remote sensing data[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017: 78.

[49] 边金虎, 李爱农, 王少楠, 等. 基于 MODIS NDVI 的 Landsat TM 影像地形阴影区光谱信息恢复方法研究 [J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(1): 12−22.
Bian J H, Li A N, Wang S N, et al. Restoration of information obscured by mountain shadows for Landsat TM images based on MODIS NDVI[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(1): 12−22.

（责任编辑 范 娟 孟 瑶
责任编委 骆有庆）