



天山东部雪岭云杉林小蠹灾害的长时序遥感监测及其时空分布特征

俞琳锋 阿不都艾则孜·买提卡斯木 胡心雨 雷耀翔 焦继鹏 任利利 覃先林

Long-term time series remote sensing monitoring and spatiotemporal distribution characteristics of bark beetle outbreaks in *Picea schrenkiana* forests in the eastern Tianshan Mountains

Yu Linfeng, Abuduaizezi Maitikasimu, Hu Xinyu, Lei Yaoxiang, Jiao Jipeng, Ren Lili, Qin Xianlin

引用本文:

俞琳锋, 阿不都艾则孜·买提卡斯木, 胡心雨, 雷耀翔, 焦继鹏, 任利利, 覃先林. 天山东部雪岭云杉林小蠹灾害的长时序遥感监测及其时空分布特征[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(9):27–39. doi: 10.12171/j.1000–1522.20260328

Yu Linfeng, Abuduaizezi Maitikasimu, Hu Xinyu, Lei Yaoxiang, Jiao Jipeng, Ren Lili, Qin Xianlin. Long-term time series remote sensing monitoring and spatiotemporal distribution characteristics of bark beetle outbreaks in *Picea schrenkiana* forests in the eastern Tianshan Mountains[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2026, 48(9):27–39. doi: 10.12171/j.1000–1522.20260328

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20260328>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于长时序影像的大兴安岭山脉林火扰动识别与时空分布格局

Identification of forest fire disturbances and spatiotemporal distribution patterns in the Greater Khingan Mountains based on long-term remote sensing imagery

北京林业大学学报, 2026, 48(4): 80–91. <https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250157>

耦合时序特征的林分类型遥感识别

Remote sensing classification of stand type coupled with time series features

北京林业大学学报, 2024, 46(1): 68–81. <https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230093>

融合长时序遥感和地面实测的北京城市森林碳汇功能多尺度评估及其影响因素

Multi-scale assessment of carbon sequestration function of urban forests in Beijing and its influencing factors by integrating long-time-series remote sensing and field survey

北京林业大学学报, 2025, 47(12): 26–38. <https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250120>

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

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

北京林业大学学报, 2024, 46(3): 40–52. <https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220453>

基于GEE与Sentinel-2影像的落叶针叶林提取

Extraction of deciduous coniferous forest based on Google earth engine (GEE) and Sentinel-2 image

北京林业大学学报, 2023, 45(8): 1–15. <https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220422>

基于贝叶斯法的新疆天山云杉树高胸径模型研究

Tree height–DBH model for *Picea schrenkiana* in Tianshan Mountain, Xinjiang of northwestern China based on Bayesian method

北京林业大学学报, 2023, 45(1): 11–20. <https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20220318>

DOI:10.12171/j.1000-1522.20260328

天山东部雪岭云杉林小蠹灾害的长时序 遥感监测及其时空分布特征

俞琳锋¹ 阿不都艾则孜·买提卡斯木² 胡心雨¹ 雷耀翔³
焦继鹏⁴ 任利利³ 覃先林¹

(1. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 林草遥感与监测评估国家林业和草原局重点实验室, 北京 100091; 2. 天山东部国有林管理局, 新疆 乌鲁木齐 830000; 3. 北京林业大学林学院, 北京 100083; 4. 新疆农业大学林学与风景园林学院, 新疆 乌鲁木齐 830000)

摘要:【目的】新疆天山东部部分雪岭云杉林遭受小蠹危害并暴发成灾, 严重威胁区域森林生态系统的稳定与功能。本研究利用长时序 Sentinel-2 卫星影像识别小蠹受害林分, 分析其时空分布特征及与地形因子的关系, 以为小蠹灾害监测与科学防控提供技术支撑。【方法】以新疆天山东部国有林管理局板房沟分局雪岭云杉林为研究区, 利用 2016—2025 年长时序 Sentinel-2 影像, 结合地面调查和 GF-2/7 亚米级分辨率卫星影像, 采用随机森林算法构建雪岭云杉林小蠹受害林分分类模型, 并分析光谱反射率、植被指数(VIs)及植被指数时序异常值(ΔVIs)等变量的重要性。结合小蠹危害特性绘制了小蠹灾害时空动态分布图, 并统计分析探讨地形因子与灾害空间分布的关系。【结果】小蠹受害林分分类模型的总体精度(OA)达到 92.04%, Kappa 系数为 0.84, 表明模型能够准确识别受害林分。变量重要性分析表明, ΔVIs 的整体贡献高于单时光谱反射率和 VIs, 其中归一化植被指数时序异常值($\Delta NDVI$)是识别受害林分的最重要特征。基于分类结果绘制的小蠹灾害时空动态分布图与 GF-2/7 卫星影像解译结果具有较高一致性。研究区小蠹灾害主要分布于 1 600 ~ 2 000 m 的较低海拔区域, 不同海拔区域的灾害分布存在一定年际变化。【结论】基于 Sentinel-2 时序数据构建的随机森林模型能够有效识别雪岭云杉林小蠹受害林分, 并实现小蠹灾害时空动态分布制图。研究区小蠹灾害分布具有明显的海拔差异和年际变化。研究结果可为天山雪岭云杉林小蠹受害林分的区域遥感监测及精准防控提供技术支撑。

关键词: 雪岭云杉; 小蠹灾害; Sentinel-2 时序遥感影像; 地形因子

中图分类号: S758.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1522(2026)09-0027-13

引文格式: 俞琳锋, 阿不都艾则孜·买提卡斯木, 胡心雨, 等. 天山东部雪岭云杉林小蠹灾害的长时序遥感监测及其时空分布特征 [J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(9): 27-39. Yu Linfeng, Abuduaizezi Maitikasimu, Hu Xinyu, et al. Long-term time series remote sensing monitoring and spatiotemporal distribution characteristics of bark beetle outbreaks in *Picea schrenkiana* forests in the eastern Tianshan Mountains [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(9): 27-39.

Long-term time series remote sensing monitoring and spatiotemporal distribution characteristics of bark beetle outbreaks in *Picea schrenkiana* forests in the eastern Tianshan Mountains

Yu Linfeng¹ Abuduaizezi Maitikasimu² Hu Xinyu¹ Lei Yaoxiang³
Jiao Jipeng⁴ Ren Lili³ Qin Xianlin¹

(1. Institute of Forest Resource Information Techniques CAF, Key Laboratory of National Forestry and Grassland Administration on Remote Sensing for Forestry and Grassland Monitoring and Evaluation, Beijing 100091, China;

2. Eastern Tianshan State-owned Forest Bureau, Urumqi 830000, Xinjiang, China;

3. College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

4. College of Forestry and Horticulture, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830000, Xinjiang, China)

收稿日期: 2026-07-01 修回日期: 2026-08-31

基金项目: 新疆维吾尔自治区重点研发计划项目课题(2026B02001-1)。

第一作者: 俞琳锋, 助理研究员。主要研究方向: 林业有害生物遥感监测预警。Email: yulinfeng@ifrit.ac.cn 地址: 100091 北京市海淀区香山麓东小府 1 号中国林业科学研究院资源信息研究所。

责任作者: 覃先林, 研究员。主要研究方向: 林草灾害监管信息技术。Email: noaags@ifrit.ac.cn 地址: 同上。

本刊网址: <https://j.bjfu.edu.cn>; <https://journal.bjfu.edu.cn>

Abstract: [Objective] Bark beetle outbreaks in spruce forests in the eastern Tianshan Mountains of Xinjiang pose a serious threat to the stability and ecological functions of the regional forest ecosystems. This study aimed to identify bark beetle-infested spruce stands using time series of Sentinel-2 satellite imagery, analyze their spatiotemporal distribution characteristics and relationships with topographic factors, and provide technical support for bark beetle monitoring and scientific management. [Method] The *Picea schrenkiana* forests in the Banfanggou Branch of the Eastern Tianshan State-owned Forest Bureau were selected as the study area. Time series of Sentinel-2 images acquired from 2016 to 2025, together with field survey data and GF-2/7 sub-meter-resolution satellite imagery, were used to develop a random forest classification model for identifying bark beetle-infested spruce stands. The importance of spectral reflectance, vegetation indices (VIs), and temporal anomaly variables of vegetation indices (Δ VIs) was evaluated. Based on the biological characteristics of bark beetle infestation, spatiotemporal distribution maps of bark beetle damage were generated. Statistical analyses were further conducted to investigate the relationships between bark beetle distribution and topographic factors. [Result] The random forest classification model achieved an overall accuracy (OA) of 92.04% with a Kappa coefficient of 0.84, demonstrating high accuracy in identifying bark beetle-infested stands. Variable importance analysis showed that Δ VIs contributed more to the classification than single-date spectral reflectance and VIs, with the temporal anomaly of the normalized difference vegetation index (Δ NDVI) identified as the most important feature. The spatiotemporal distribution maps derived from the classification results were highly consistent with visual interpretation of GF-2/7 satellite imagery. Bark beetle damage in the study area was primarily concentrated in low-elevation areas (1 600–2 000 m), with some interannual variation in its distribution across different elevation ranges. [Conclusion] The random forest model based on Sentinel-2 time-series data effectively identified bark beetle-infested spruce stands and enabled spatiotemporal mapping of bark beetle damage. The spatial distribution of bark beetle damage in the study area exhibited distinct differences across elevation gradients and considerable interannual variation. These findings provide technical support for regional remote sensing monitoring and precision control of bark beetle-infested spruce forests in the Tianshan Mountains.

Key words: *Picea schrenkiana*; bark beetle infestation; time series of Sentinel-2 imagery; topographic factors

新疆天山山脉是伊犁河等重要河流的源头涵养区,也是中亚山地残遗物种及众多珍稀濒危、特有物种的重要栖息地,具有不可替代的生物多样性保护价值。其中,雪岭云杉(*Picea schrenkiana*)作为天山森林生态系统的优势建群树种,在水源涵养、防风固沙和区域气候调节等方面发挥着重要作用,是维护天山南北生态安全的重要屏障,直接关系到区域生态稳定与可持续发展^[1-2]。

近年来,在全球气候变暖背景下,高温与干旱等极端气候事件频发,天山东部部分雪岭云杉林出现大面积衰退枯死现象。调查^[3-4]表明,天山重齿小蠹(*Ips hauseri*)和天山星坑小蠹(*Pityogenes spessivtsevi*)是研究区雪岭云杉林的主要害虫,严重威胁森林生态系统的稳定。面对小蠹灾害快速扩散的严峻形势,亟需依托卫星遥感等技术手段,开展区域尺度灾害监测与评估,及时掌握灾害分布格局与动态变化,为科学防控与精准治理提供关键数据支撑。

自20世纪60年代以来,国内外围绕针叶林小蠹灾害开展了大量遥感监测研究,研究对象主要包括山松大小蠹(*Dendroctonus ponderosae*)、云杉八齿小蠹(*Ips typographus*)、红脂大小蠹(*Dendroctonus valens*)和切梢小蠹(*Tomicus* spp.)等^[5-8]。在数据源方面,Landsat系列卫星影像凭借覆盖范围广、时间序列长、获取成本低且重访周期稳定等优势,被广泛应用于小蠹受害林分识别、灾害空间制图及动态变化分析等研究^[9-11]。2015年以来,Sentinel-2卫星凭借较高的空间分辨率和丰富的光谱信息,为小蠹灾害识别提供了新的数据支撑^[12-15]。在监测方法方面,单时相遥感监测主要基于单景影像提取光谱特征,结合监督分类、机器学习等方法识别受害林分^[16]。长时序遥感监测通过构建光谱波段和植被指数时间序列,分析林分受害前后的光谱响应变化规律,提取灾害发生过程中的关键时空特征,有效降低了林分结构差异、地形背景及物候变化等因素对监测结果

的影响,提高了灾害识别的稳定性和精度^[17-20]。总体而言,小蠹灾害遥感监测技术已取得显著进展,但仍存在不足:一是结合小蠹危害发生规律的连续时空动态制图研究尚不充分;二是高空间分辨率遥感影像在长时序遥感监测结果验证和空间细节增强方面的应用仍需加强。

已有研究^[21-23]表明,地形因子会显著影响林分对小蠹种群扩张的敏感性与潜在承载能力。在诸多地形因子中,海拔和坡向通常被认为是影响小蠹虫危害程度和枯死木分布格局的重要因素^[24-25]。Powers等^[26]在花旗松林(*Pseudotsuga menziesii*)中对黄杉大小蠹(*Dendroctonus pseudotsugae*)空间格局的研究表明,小蠹更倾向于危害阳坡及中低海拔林分。Simard等^[27]研究发现,在黄石国家公园生态系统中,山松大小蠹和红翅大小蠹(*Dendroctonus rufipennis*)的危害程度与海拔密切相关。Sproull等^[23]分析了1999—2012年云杉八齿小蠹暴发导致的树木死亡率与海拔、坡度、坡向及辐射照度之间的关系,结果表明海拔与辐射照度是预测树木死亡率最为关键的地形变量。然而,目前针对天山雪岭云杉林小蠹灾害空间分布及其与地形因子关系的研究仍较为缺乏。

本文以天山雪岭云杉林为研究对象,利用长时序中分辨率 Sentinel-2 卫星影像,结合地面调查和 GF-2/7 亚米级分辨率卫星数据,旨在:(1)构建基于光谱反射率、植被指数及植被指数时序异常值的小蠹灾害识别模型,并结合小蠹危害特性及 GF-2/7 卫星影像,绘制天山雪岭云杉林小蠹灾害的时空动态分布图;(2)探究受害林分在主要地形因子(如海拔、坡向)上的空间分布特征。研究结果可为新疆天山雪岭云杉林小蠹灾害的区域遥感监测及精准防控提供技术支撑。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

研究区位于新疆维吾尔自治区天山东部国有林管理局板房沟分局,地处天山北麓中段、乌鲁木齐市南部(43°09′~43°28′N、87°12′~87°50′E)。整体地势呈西高东低,海拔在1600~3200m之间。林区主要集中分布于海拔1600~2600m的中山区地带,优势树种为雪岭云杉。近年来,分局辖区内雪岭云杉林小蠹灾情暴发,局部区域发生连片枯死,灾害呈蔓延扩散趋势。本研究选择板房沟分局作为研究区,具有较好的典型性和代表性。

1.2 地面调查

2025年5—10月,研究团队在研究区内开展了

大范围地面踏查。通过目视观测与受害木解析相结合的方法,对雪岭云杉林分健康状况进行核查,重点调查小蠹危害的典型特征,包括树干流脂、侵入孔、坑道、羽化孔等受害痕迹,以及树干内部卵、幼虫、蛹和成虫等不同发育阶段虫态(图1)。地面调查明确了研究区雪岭云杉受害情况,为后续开展小蠹灾害遥感监测奠定了基础。

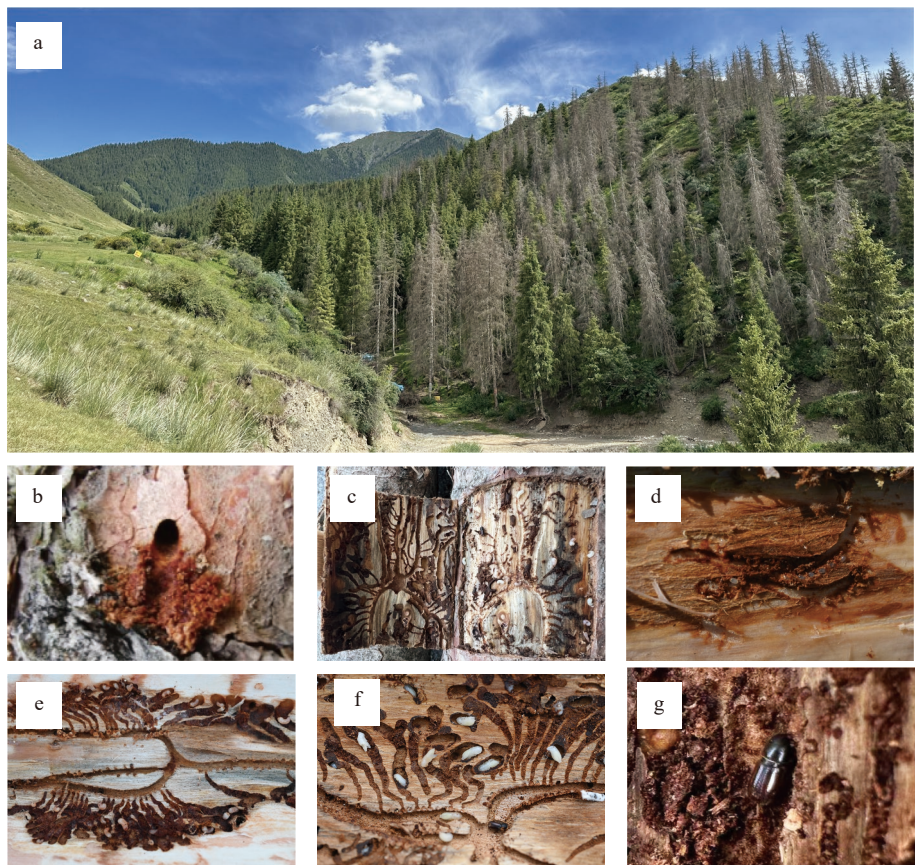
1.3 卫星遥感影像选取与处理

本研究以哨兵-2(Sentinel-2)、高分二号(GF-2)和高分七号(GF-7)亚米级分辨率卫星(GF-2/7)影像为主要遥感数据源。其中, Sentinel-2 影像用于受害林分分类建模, GF-2/7 影像则作为样本选取与结果可靠性评估的参考数据。 Sentinel-2 Level-2A 数据获取自欧洲航天局数据平台(<https://browser.dataspace.copernicus.eu>)。本研究选取2016—2025年每年生长季中期(7—8月)无云或少云 Sentinel-2 影像(表1);该时期研究区植被生长茂盛,植被物候状态相对稳定^[17]。针对个别影像存在的少量云和阴影干扰,采用同年度相邻时相影像进行填补。在预处理阶段,将原始20m分辨率波段统一重采样至10m,最终构建空间分辨率为10m的多光谱数据集,涵盖蓝波段(B2)、绿波段(B3)、红波段(B4)、红边波段(B5、B6、B7)、近红外波段(B8、B8A)以及短波红外波段(B11、B12)共10个波段。

GF-2/7 卫星影像来源于中国资源卫星应用中心(<https://data.cresda.cn>)。两颗卫星均搭载蓝、绿、红和近红外多光谱波段。其中, GF-2 多光谱影像空间分辨率为3.2m, 全色波段空间分辨率为0.8m; GF-7 后视多光谱影像空间分辨率为2.6m, 后视全色波段空间分辨率为0.65m。本研究筛选了2020—2025年期间获取的 GF-2 和 GF-7 遥感数据,最终选取12景影像用于分析(表1)。利用 ENVI 5.6 软件对影像进行辐射定标、大气校正及几何校正等预处理,并采用 Gram-Schmidt Spectral Sharpening 方法融合全色与多光谱波段,生成亚米级空间分辨率影像。在数据应用方面,2025年获取的多景 GF-2 和 GF-7 影像主要用于样本选择,而2020—2024年获取的 GF-2/7 影像则用于评估基于 Sentinel-2 影像的小蠹灾害监测结果的可靠性。

1.4 研究区域的天山云杉林边界优化

研究区雪岭云杉林分布矢量数据由天山东部国有林管理局提供,作为基础数据。为提高后续小蠹灾害遥感识别的准确性,考虑到雪岭云杉为常绿针叶树种,且为减少冬季积雪对植被光谱信息的干扰,本研究选取2019年10月6日的 Sentinel-2 Level-2A 影像,以归一化植被指数(NDVI)≥0.45为阈值对云



a.板房沟分局云杉枯死林; b.侵入孔; c.坑道; d.卵; e.幼虫; f.蛹; g.成虫。

图 1 天山重齿小蠹危害雪岭云杉症状及不同发育阶段虫态

Fig. 1 Symptoms of *Picea schrenkiana* forest infestation by *Ips hauseri* and its life stages

表 1 研究区域的多源卫星影像

Tab. 1 Multi-source satellite imagery of the study area

数据类型	年份	日期	数据源
中分辨率 卫星影像	2016	7月28日	Sentinel-2
	2017	8月4日	
	2018	8月17日	
	2019	8月12日	
	2020	7月24日	
	2021	8月22日	
	2022	8月8日	
	2023	8月16日	
	2024	8月22日	
	2025	8月10日	
高分辨率 卫星影像	2020	6月8日	GF-2
	2021	5月19日	GF-7
	2022	9月9日	GF-2
	2023	6月17日	GF-2
	2024	8月4日	GF-2
	2025	6月2日	GF-7
	2025	6月7日	GF-7
	2025	7月5日	GF-2
	2025	7月10日	GF-2
	2025	9月28日	GF-7
	2025	10月3日	GF-7

杉林矢量进行边界优化,并结合 GF-2/7 影像开展人工目视解译,进一步修正云杉林边界,尽可能剔除林内空地、林缘草地、交通道路及裸地等地物。鉴于研究区雪岭云杉林空间分布在研究时段(2016—2025 年)总体保持稳定,本研究采用优化后的雪岭云杉林分布矢量作为各年份灾害识别的统一范围。

1.5 地形因子数据获取

地形因子包括海拔和坡向。海拔直接由高程模型(DEM)提取,坡向通过 ArcGIS 中 Spatial Analyst 模块对 DEM 计算获得。本研究所用 DEM 数据来源于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn/sources/>)发布的 GDEM V3 数字高程数据,空间分辨率为 30 m。

2 研究方法

2.1 健康和受害像元选择

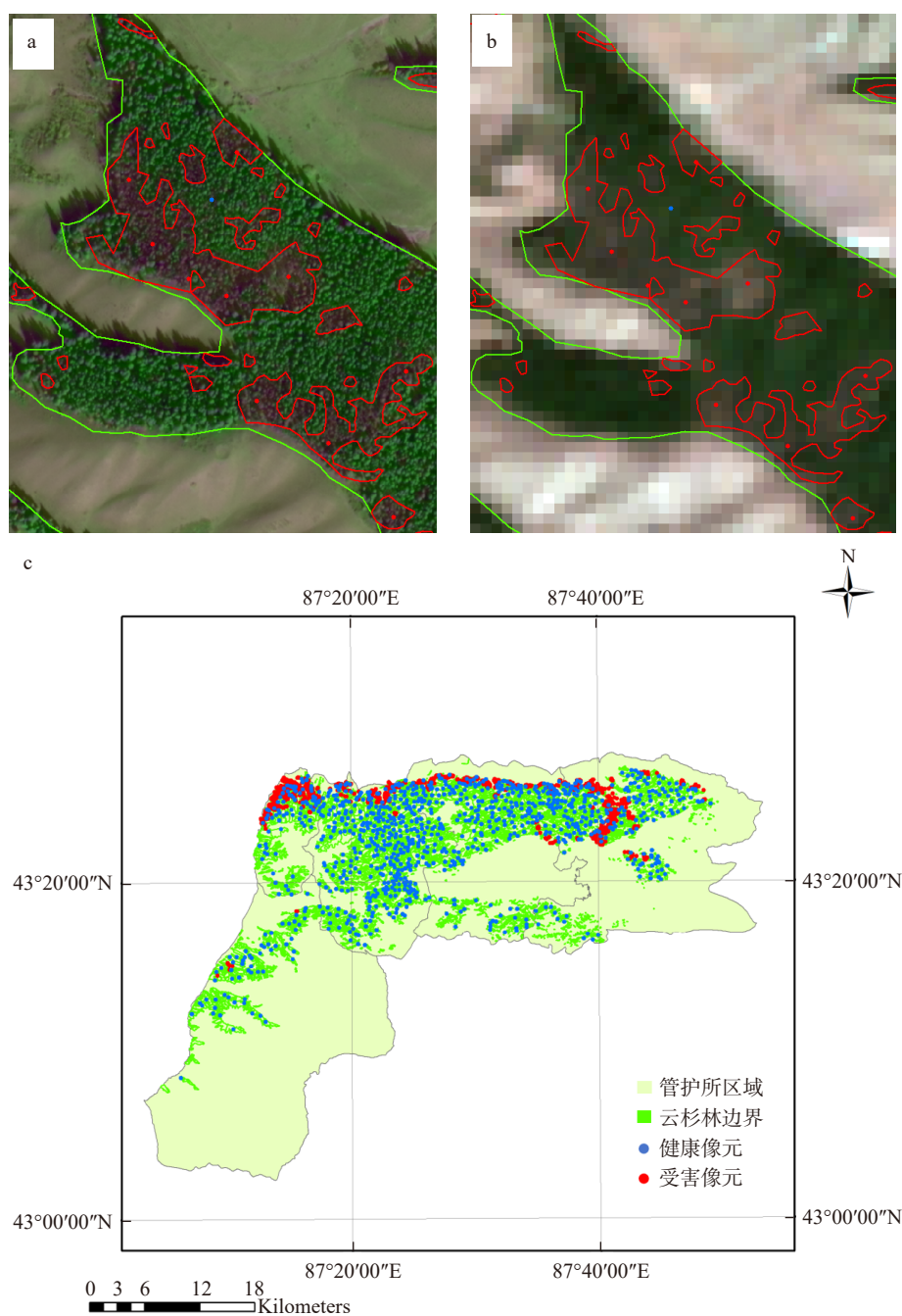
本研究利用 2025 年 6—10 月期间的 GF-2/7 影像和 2025 年 8 月 10 日的 Sentinel-2 多光谱影像进行样本选择。由于研究区雪岭云杉林分布矢量数据与 Sentinel-2 影像具有较好的空间一致性,本研究以雪岭云杉林分布矢量为统一空间参考,对 GF-2/7 影像进行几何校正和配准,确保不同数据源间的空间

位置一致。GF-2/7 影像主要用于辅助人工目视解译和样本标注。雪岭云杉受小蠹危害后,针叶颜色逐渐由绿色转为红色并最终脱落,在 GF-2/7 影像的假彩色组合(R: 红光; G: 近红外; B: 绿光)中呈现明显的红色,与呈绿色的健康云杉形成鲜明对比,易于识别。基于上述特征,在 2025 年 GF-2/7 影像上通过人工目视解译勾绘枯死木分布多边形(图 2a),并叠加至 10 m 空间分辨率的 Sentinel-2 影像上(图 2b)。本研究重点识别严重危害区域,以 Sentinel-2 像元为基

本分类单元,当枯死木面积占像元面积比例大于 50% 时,将该像元定义为受害像元。基于上述判定标准,在 2025 年 8 月 10 日的 Sentinel-2 影像上选取 1 005 个健康像元和 1 004 个受害像元(图 2c),用于后续模型训练与验证。

2.2 分类特征筛选

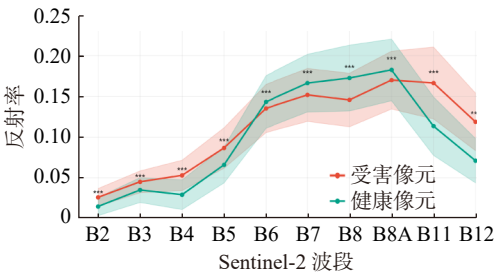
本研究以 2025 年 8 月 10 日的 Sentinel-2 影像作为单时相分类的主要数据源。提取健康像元与受害像元的光谱曲线(图 3),并采用独立样本 *T* 检验



a.基于GF-2/7影像提取的枯死云杉边界(红色多边形)、受害像元(红点)与健康像元(蓝点),以及云杉林边界(绿线); b.枯死云杉边界叠加至Sentinel-2影像的示意图; c.受害像元与健康像元的样本点。

图2 枯死云杉目视解译结果及样本点分布

Fig. 2 Visual interpretation results of dead spruce and distribution of sample points



***表示差异极显著 ($p < 0.001$)，阴影区域表示“均值 ± 1 个标准差”。

图 3 雪岭云杉林健康像元与受害像元的 Sentinel-2 光谱波段反射率曲线

Fig. 3 Spectral reflectance curves of healthy and infested pixels in *Picea schrenkiana* forests based on Sentinel-2 bands

对各波段进行统计分析。结果表明，受害像元在可见光波段(B2、B3、B4)、红边 1 波段(B5)及短波红外波段(B11、B12)的平均反射率要显著高于健康像元；而在红边 2(B6)、红边 3(B7)及近红外波段(B8、B8A)，其反射率则显著低于健康像元。基于上述波段分析结果，进一步筛选出 12 个在森林病虫害研究中广泛应用的植被指数(表 2)。

植被指数时序异常值(ΔVIs)定义为某像元特定年份的植被指数值(VIs)与该像元健康状态下的植被指数基准值之差。本研究采用基于预期扰动方向的迭代筛选法计算健康状态下的植被指数基准值^[39]。首先，将该像元所有年份的植被指数纳入计算，得到

初始基准值和标准差。随后，根据不同植被指数在小蠹危害后的变化趋势进行单侧迭代筛选：对于受害后呈下降趋势的指标(如 NDVI)，剔除低于当前基准值减去一个标准差的观测值；对于受害后呈上升趋势的指标(如 MSI)，剔除高于当前基准值加上一个标准差的观测值。此外，为降低残余云、薄雾及阴影等异常观测的影响，剔除偏离基准值超过 4 个标准差的极端异常值。每轮筛选后重新计算基准值和标准差，并重复上述过程，直至预期扰动方向上不存在超过 1 个标准差的观测值。最终确定该像元健康状态下的植被指数基准值，通过计算各年份植被指数与该基准值的差值，获得对应年份的 ΔVIs 。

最终选取 34 个特征参数作为后续模型的特征输入，包括 10 个原始光谱波段、12 个植被指数和 12 个植被指数时序异常值。

2.3 分类模型的构建

本研究采用随机森林(random forest, RF)算法构建健康像元与受害像元的分类模型。随机森林通过集成多棵决策树进行分类，具备较强的非线性建模能力、良好的抗过拟合性能以及对高维特征数据的适应性。模型基于 Python 环境下的 scikit-learn 库实现，其中决策树数量($n_estimators$)设为 500，随机种子($random_state$)设为 42。样本数据按 70% 和 30% 的比例随机划分为训练集和验证集。采用混淆

表 2 特征参数及计算公式
Tab. 2 Feature parameters and their calculation formulas

特征参数	英文缩写	公式	参考文献
疾病水分胁迫指数	DSWI	$\frac{B8 + B3}{B4 + B11}$	[28]
归一化红光短波红外距离指数	NDRS	$\frac{DRS - DRS_{min}}{DRS_{max} - DRS_{min}} (DRS = \sqrt{(B4)^2 + (B12)^2})$	[12]
有效叶面积植被指数	SLAVI	$\frac{B8}{B4 + B12}$	[29]
水分胁迫指数	MSI	$B12/B8$	[30]
归一化差分水体指数	NDWI	$\frac{B8A - B11}{B8A + B11}$	[31]
增强植被指数	EVI	$\frac{2.5(B8 - B4)}{B8 + 6B4 - 7.5B2 + 1}$	[32]
归一化植被指数	NDVI	$\frac{B8 - B4}{B8 + B4}$	[33]
结构不敏感色素指数	SIPI	$\frac{B8 - B4}{B8 - B2}$	[34]
红绿比值指数	RGI	$\frac{B4}{B3}$	[35]
花青素反射指数	ARI1	$\frac{1}{B3} - \frac{1}{B5}$	[36]
MERIS陆地叶绿素指数	MTCI	$\frac{B6 - B5}{B5 - B4}$	[37]
归一化差异红边指数	NDRE	$\frac{B7 - B5}{B7 + B5}$	[38]

注：B2.蓝波段；B3.绿波段；B4.红波段；B5、B6、B7.红边波段；B8、B8A.近红外波段；B11、B12.短波红外波段。

矩阵评价模型分类精度, 计算总体精度(overall accuracy, OA)、Kappa 系数、生产者精度(producer's accuracy, PA)及用户精度(user's accuracy, UA)。利用平均基尼指数下降值(mean decrease Gini, MDG)评价各特征变量的重要性, MDG 值越大, 表明该变量对提升模型分类性能的贡献越高。

2.4 小蠹灾害时空动态分布图绘制

基于 2025 年数据构建的随机森林分类模型, 对 2016—2025 年研究区 Sentinel-2 遥感影像进行逐像元判别, 获取各年份受害像元的初步识别结果。鉴于小蠹危害具有明显的空间聚集性, 受害林分通常呈连续斑块状分布。为降低分类结果中孤立噪声像元的影响, 本研究设定最小受害斑块阈值为 3 个像元, 对分类结果进行空间滤波处理。此外, 为提高受害林分识别的时间稳定性, 针对 2016—2024 年的时间序列数据, 若某像元连续两年被识别为受害像元时, 则判定其为受害像元^[39]。对于 2025 年的分类结果, 因缺乏后续年份影像进行时序验证, 故结合 2025 年 GF-2 和 GF-7 亚米级分辨率影像的人工解译结果进行验证与校核。

2.5 地形因子数据获取与分布分析

以 100 m 为海拔间隔, 统计各海拔区间雪岭云杉林面积和受害像元面积, 计算侵染率(受害像元面积与对应海拔区间雪岭云杉林面积的比值), 分析小蠹灾害分布与海拔的关系。本研究将坡向划分为 8 个方向进行分析, 划分规则为北向(N)为 337.5°~360.0°及 0°~22.5°; 东北向(NE)为 22.5°~67.5°; 东向(E)为 67.5°~112.5°; 东南向(SE)为 112.5°~157.5°; 南向(S)为 157.5°~202.5°; 西南向(SW)为 202.5°~247.5°; 西向(W)为 247.5°~292.5°; 西北向(NW)为 292.5°~337.5°。统计受害像元在 8 个坡向上的占比, 探究灾害分布与坡向的关系。

3 结果与分析

3.1 特征变量重要性分析

基于随机森林分类模型的混淆矩阵(表 3)显示, 模型总体分类精度(OA)为 92.04%, Kappa 系数为

0.84。受害像元的生产者精度为 93.35%, 表明模型能有效识别绝大多数受害像元, 漏判率较低; 用户精度为 90.94%, 说明预测为受害像元的结果具有较高可信度, 但仍存在少量误判。健康像元的生产者精度为 90.73%, 用户精度为 93.20%, 反映出模型对健康像元具备良好的识别能力与分类可靠性。

随机森林(RF)模型的特征重要性排序结果如图 4 所示。结果表明, 植被指数异常值(ΔVIs)整体重要性较高, 在所有变量中占据主导地位。其中, $\Delta NDVI$ 的重要性最高(MDG 约为 0.14), 其次为水分胁迫指数异常值(ΔMSI)和结构不敏感色素指数异常值($\Delta SIPI$)(MDG 约为 0.10)。此外, 归一化差分水体指数异常值($\Delta NDWI$)、增强植被指数异常值(ΔEVI)、红绿比值指数异常值(ΔRGI)等也贡献显著, 均高于对应的单时相植被指数。相比之下, 原始光谱波段的整体重要性较低, 其中 B4、B2 和 B12 的 MDG 值相对较高, 而 B5、B6、B7 等波段的贡献较低。

3.2 小蠹灾害的时空动态变化规律

基于 2020—2025 年小蠹灾害时空动态变化分析(图 5)可知, 2020 年和 2021 年研究区受害像元较少; 2022 年研究区内受害像元数量有所增加, 呈零星斑块状分布且面积较小; 2023 年受害像元数量明显增加, 呈现由斑块状向片状扩展的趋势。2024—2025 年, 受害像元进一步连片扩展, 空间集聚特征明显, 灾害进入暴发阶段。对比分类模型识别结果与 GF-2/7 影像解译结果发现, 两者在受害像元的空间位置和扩展方向上具有较好的一致性; 尤其在灾害暴发阶段, 分类模型能较准确地识别受害像元的连片发展特征。分类结果与 GF-2/7 影像解译的枯死木空间分布总体一致, 表明基于 Sentinel-2 构建的分类模型能够较好地反映研究区小蠹灾害的时空动态变化特征。

3.3 小蠹灾害暴发阶段的空间分布特征

基于 2024 年和 2025 年不同海拔区间雪岭云杉林受害率的统计结果(图 6), 小蠹灾害的空间分布与海拔存在一定关联。在海拔 1 600~2 000 m 区域,

表 3 随机森林分类混淆矩阵
Tab. 3 Confusion matrix of the random forest model

项目		验证数据		生产者精度(PA)/%
		健康像元	受害像元	
预测数据	健康像元	274	28	90.73
	受害像元	20	281	93.35
	用户精度(UA)/%	93.20	90.94	
总体精度(OA)/%				92.04
Kappa系数				0.84

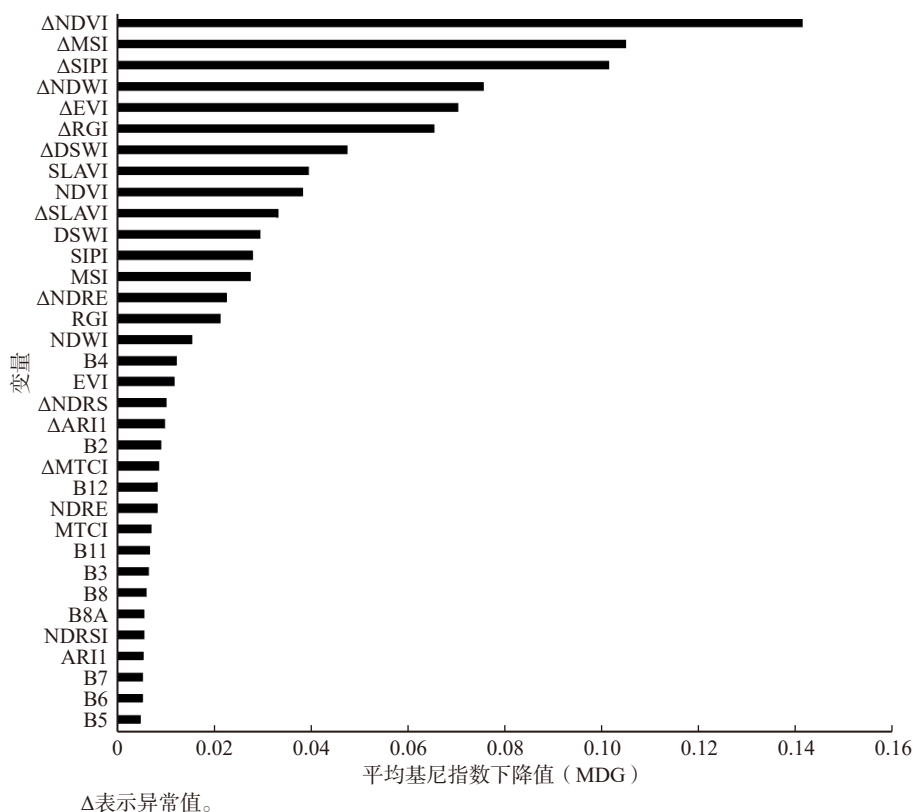


图 4 基于随机森林的变量重要性排序

Fig. 4 Variable importance ranking of the random forest model

雪岭云杉林面积占比较低,但受害率相对较高;随着海拔升高至 2 000 m 以上,雪岭云杉林面积占比逐渐增加,而受害率总体呈下降趋势,并在高海拔区域趋近于 0。对比这两年数据发现,2025 年海拔 1 600~2 000 m 区域的受害率较 2024 年进一步升高,同时 2 000 m 以上区域的受害率也有所增加。总体而言,研究区小蠹灾害仍主要分布于 1 600~2 000 m 的低海拔区域,但不同海拔区间的灾害分布表现出一定的年际变化。

2025 年受害像元在不同坡向上的空间分布如图 7 所示。受害像元主要分布于西北坡(NW)、北坡(N)和东北坡(NE),这 3 个坡向受害像元的占比约为 18%~34%,显著高于其他坡向。结合不同坡向云杉林面积占比分析发现,该分布特征与寄主空间分布具有较强一致性。云杉林主要分布于西北坡、北坡和东北坡,这 3 个坡向的云杉林面积占比约为 19%~25%。进一步计算各坡向云杉林受害率发现,不同坡向的受害率均约为 1%~2%,坡向间差异较小。

4 讨 论

4.1 光谱波段、植被指数及植被指数时序异常值的重要性分析

总体而言,植被指数时序异常值的重要性高于

单时相光谱波段和植被指数。时序异常值通过量化其相对于正常生长轨迹的偏离程度,能够在一定程度上减弱林分郁闭度、冠层结构及背景差异等空间异质性因素的影响,展现出较高的灾害识别能力。在光谱波段中,红光波段(B4)的重要性相对较高,这与前人研究的结果^[35,40-41]一致。健康树遭受小蠹危害后,叶绿素含量、叶片含水量及气孔导度会发生显著变化。当树木转变成红冠木阶段时,叶绿素含量的降低会减少可见光区域的光谱吸收,导致反射率相对升高,这一现象在红光波段尤为显著^[42]。相比之下,红边波段(B5、B6、B7)的重要性相对较低。尽管部分研究指出红边波段在监测林木健康状况方面具有潜力^[43-44],并可用于小蠹灾害识别^[45];但也有研究表明红边波段在识别小蠹灾害时响应存在不确定性^[12],本研究结果与后者较为一致。部分与短波红外(SWIR)波段相关的植被指数时序异常值表现出较高重要性,其中 ΔMSI 和 ΔNDWI 等位于重要性排序前列。SWIR 波段对叶片含水量和细胞结构变化较为敏感。研究表明,受小蠹危害后林分针叶水分含量减少^[46],导致 SWIR 波段反射率发生明显变化^[47-49],因此该波段可应用于小蠹灾害监测^[12,45]。本研究中,天山重齿小蠹和天山星坑小蠹通过在树干上蛀食母坑道和子坑道,破坏树干输导组织,阻断养分和水分运输,最终导致树木死亡。SWIR 波段对

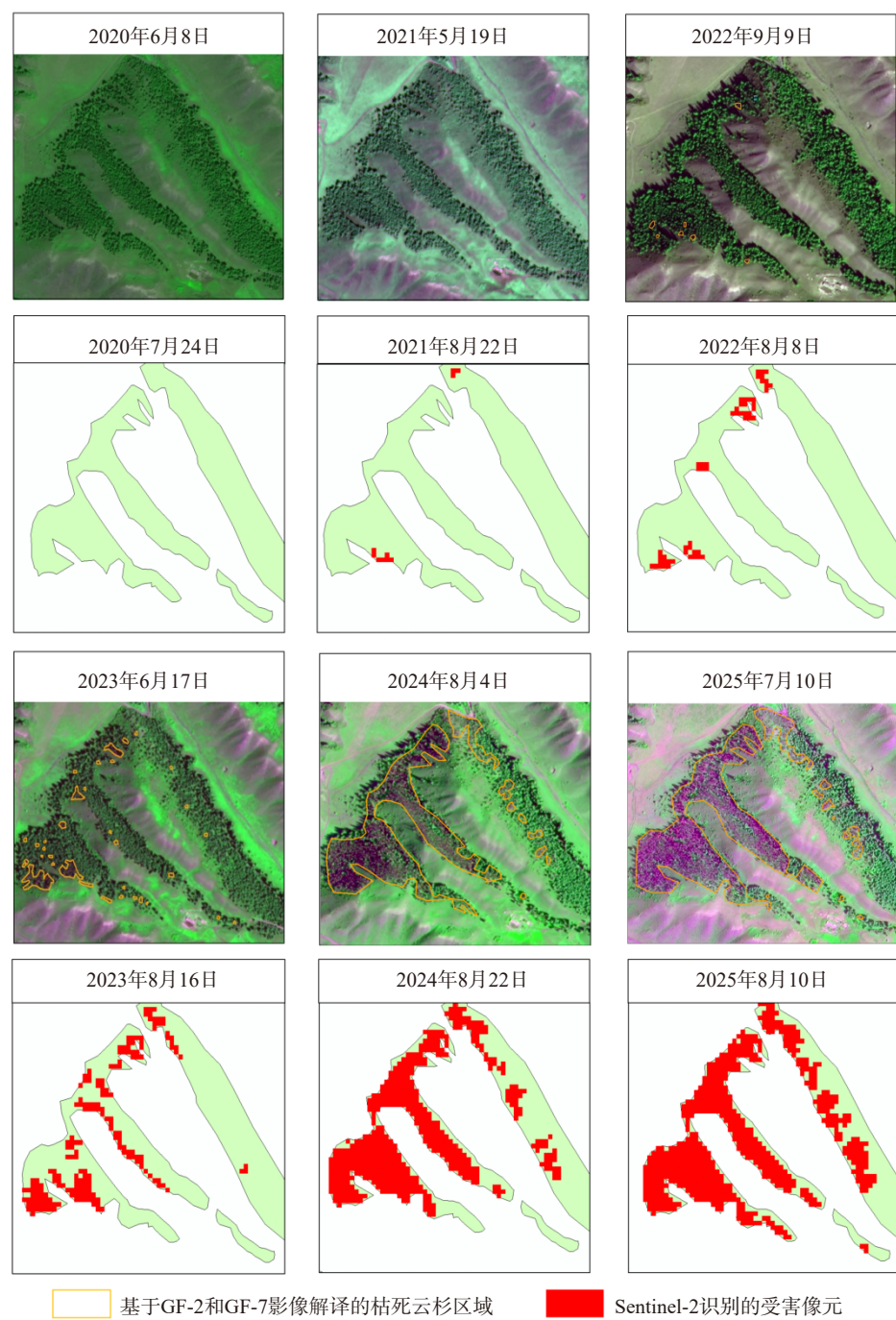


图 5 2020—2025 年典型区域受害像元的时空动态分布图

Fig. 5 Spatiotemporal dynamics of bark beetle-infected pixels in representative areas during 2020–2025

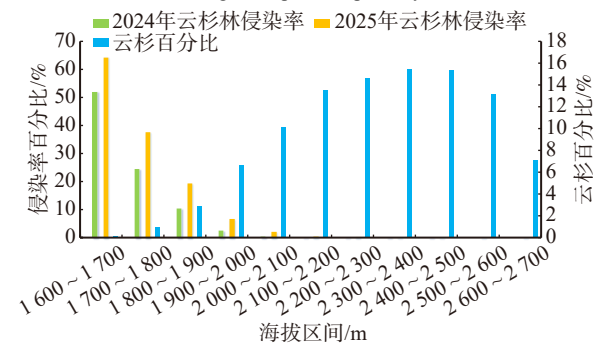


图 6 2024—2025 年研究区域不同海拔区间的云杉林受害率对比图
Fig. 6 Comparison of infestation rates in spruce forests across different elevation ranges in the study area (2024–2025)

小蠹危害引起的水分胁迫具有响应潜力, 可为小蠹灾害监测提供重要信息^[50]。

在未来小蠹灾害遥感监测中, 可优先选择 ΔNDVI 、 ΔMSI 等时序异常值作为关键监测指标, 以提高分类模型的计算效率和泛化能力, 为天山东部雪岭云杉林小蠹灾害的大尺度监测提供技术支撑。

4.2 长时间序列 Sentinel-2 数据监测小蠹灾害的可行性

随机森林分类模型的总体分类精度(OA)达到 92.04%, 表明模型能够有效识别健康像元和受害像

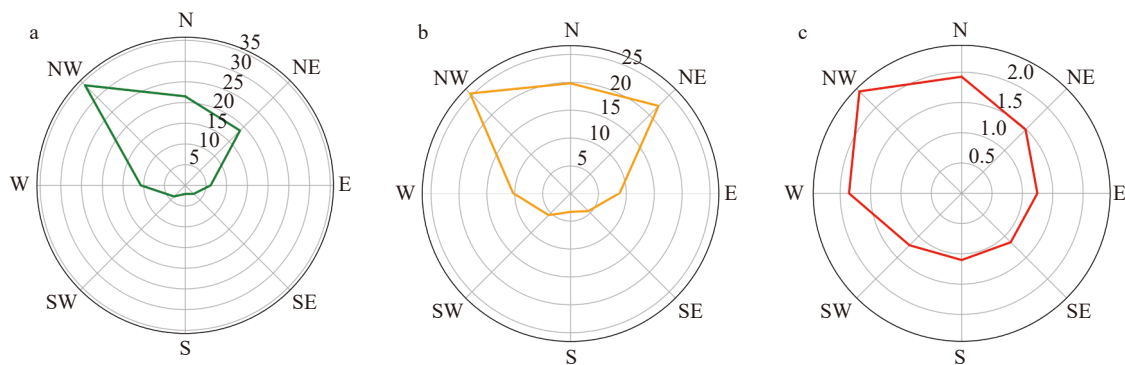


图7 研究区域不同坡向受害像元占比(a)、云杉林占比(b)、受害率占比(c)分布图

Fig. 7 Distribution of the percentage of infested pixels (a), spruce forest percentage (b), and infestation rate (c) across different slope aspects in the study area

元。分类误判可能与研究区 Sentinel-2 10 m 空间分辨率下的林缘混合像元效应有关。林缘区域云杉分布较为稀疏,容易与草地形成混合像元;加之近年来研究区持续干旱导致部分草地植被枯黄,其光谱特征与受害云杉存在一定相似性,从而增加了误判概率。针对这一现象,本研究首先基于长时间序列 Sentinel-2 数据构建分类模型,逐年获取云杉林小蠹灾害分布图。在此基础上,结合小蠹聚集危害和持续危害的特征,去除孤立像元并引入“像元需连续两年受害”的时间连续性规则,从而降低了随机噪声和偶然误判对分类结果的影响,提升了研究区小蠹灾害时空动态分布图的稳定性与可靠性。受害像元识别结果与高分辨率卫星影像解译结果具有较高一致性,验证了基于时间序列数据开展区域尺度小蠹灾害监测的可行性。

本研究识别了研究区小蠹灾害进入明显暴发阶段的关键时期,为判定灾害发生发展的重要阶段提供了时序依据,同时揭示了云杉林受害像元由零星分布向连片扩展的演变过程。

4.3 地形因子与云杉林小蠹灾害空间分布的关系

基于 2024—2025 年小蠹受害像元空间分布的分析发现,研究区小蠹灾害与海拔存在一定关联。海拔 1 600~2 000 m 区域的雪岭云杉林受害率较高,而随着海拔升高,受害率总体呈下降趋势,这与前人研究结论^[26]基本一致。高海拔地区气温相对较低,会延缓小蠹发育,抑制种群增长和局部暴发^[51]。坡向通常被认为是影响小蠹灾害空间分布的重要地形因子,已有研究表明,小蠹更易在阳坡林分中发生危害^[52-55]。阳坡通常具有更高的太阳辐射强度和温度,可能有利于小蠹的飞行活动和繁殖行为。然而,在本研究中,由于研究区雪岭云杉林主要集中在阴坡和半阴坡,而阳坡多为草地或灌丛植被,从而限制了坡向对小蠹危害分布的影响分析。总体而言,海拔与雪岭云杉林小蠹受害像元的空间分布密切相关,

后续结合小蠹生物生态学、林分结构及寄主生理状态,可进一步揭示海拔在天山雪岭云杉林小蠹灾害扩散中的作用。

4.4 不足与未来研究方向

尽管本研究结合小蠹聚集危害和持续危害的生物学特性,对分类结果进行了空间和时间约束,提高了受害像元识别的稳定性,但仍存在一定局限性。受 Sentinel-2 空间分辨率(10 m)限制,林缘区域存在混合像元现象,导致部分健康像元被误判为受害像元。未来可结合多源无人机遥感数据,构建更精细的云杉林分布数据,提取冠层覆盖度、林分密度等结构特征,并与光谱信息联合建模,以进一步提高受害林分识别精度。此外,本研究采用 GF-2/7 影像对分类结果进行评估,但受云层覆盖及卫星获取条件限制,部分年份未能获取与 Sentinel-2 监测时相一致的验证影像(如 2021 年和 2023 年),可能影响局部区域的评估结果。未来可进一步获取时相更加匹配的高空间分辨率遥感数据,并结合长期地面监测样地开展连续验证,以进一步提高时序监测结果的可靠性。最后,本文主要分析了地形因子与小蠹灾害空间分布的关系,尚未深入探讨气候变化对灾害发生发展的影响。未来可结合气温、降水、干旱指数等气候数据及环境变量,分析气候变化对小蠹种群动态和寄主云杉生理状态的影响,并进一步研究气候因子与地形因子的交互作用及其对灾害时空演变的驱动机制,为天山东部雪岭云杉林小蠹灾害风险预测与科学防控提供依据。

5 结 论

本研究基于 Sentinel-2 长时间序列遥感数据,结合随机森林算法构建了雪岭云杉林小蠹受害林分识别模型,模型总体分类精度(OA)达到 92.04%,表明该方法能够有效区分健康云杉林与小蠹受害林分。变量重要性分析结果表明,植被指数时序异常值在

模型分类中的贡献整体高于单时相光谱波段和植被指数,说明长时间序列遥感数据能够有效捕捉小蠹危害导致的植被变化。空间分布分析发现,研究区受害像元主要集中分布于 1 600 ~ 2 000 m 区域,不同海拔区间下灾害分布存在差异。研究结果验证了长时间序列 Sentinel-2 数据在区域尺度雪岭云杉林小蠹灾害监测中的应用潜力,可为灾害监测及精准防控提供技术参考。

参 考 文 献

- [1] 张震, 刘萍, 丁易, 等. 天山云杉林不同发育阶段种群分布格局研究 [J]. 北京林业大学学报, 2010, 32(3): 75–79.
Zhang Z, Liu P, Ding Y, et al. Distribution patterns of *Picea schrenkiana* var. *tianshanica* populations at different developmental stages in the western Tianshan Mountain, northwestern China [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2010, 32(3): 75–79.
- [2] 刘贵峰, 丁易, 臧润国, 等. 天山云杉种群分布格局 [J]. 应用生态学报, 2011, 22(1): 9–13.
Liu G F, Ding Y, Zang R G, et al. Distribution patterns of *Picea schrenkiana* var. *tianshanica* populations in Tianshan [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2011, 22(1): 9–13.
- [3] 张学会, 李笑宇, 阿不都艾则孜·买提卡斯木, 等. 新疆天山东部雪岭云杉小蠹种类及危害调查 [J/OL]. 北京林业大学学报, 2026 [2026–08–21]. DOI: 10.12171/j.1000-1522.20250409.
Zhang X H, Li X Y, Abuduaizezi Maitiqiasimu, et al. Investigation on the species and harm of bark beetle on *Picea schrenkiana* in the Forestry Administration Bureau of the Eastern Tianshan Mountains in Xinjiang, China[J/OL]. Journal of Beijing Forestry University, 2026 [2026–08–21]. DOI: 10.12171/j.1000-1522.20250409.
- [4] 焦继鹏, 张伟, 郭天刚, 等. 乌鲁木齐板房沟林区天山重齿小蠹生物学特性 [J/OL]. 北京林业大学学报, 2026 [2026–08–25]. DOI: 10.12171/j.1000-1522.20260172.
Jiao J P, Zhang W, Guo T G, et al. Study on the biological characteristics of *Ips hauseri* in the Banfanggou forest area of Urumqi[J/OL]. Journal of Beijing Forestry University, 2026 [2026–08–25]. DOI: 10.12171/j.1000-1522.20260172.
- [5] Ye S, Rogan J, Zhu Z, et al. Detecting subtle change from dense landsat time series: case studies of mountain pine beetle and spruce beetle disturbance [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 263(5): 112560.
- [6] Meddens A J H, Hicke J A. Spatial and temporal patterns of landsat-based detection of tree mortality caused by a mountain pine beetle outbreak in Colorado, USA [J]. Forest Ecology & Management, 2014, 322: 78–88.
- [7] Yu L F, Huang J X, Zong S X, et al. Detecting shoot beetle damage on Yunnan pine using landsat time-series data [J]. Forests, 2018, 9(1): 39.
- [8] 高丙涛. 基于多源遥感数据的红脂大小蠹危害早期监测研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2023.
- Gao B T. Early monitoring of *Dendroctonus valens* damage based on multi-source remote sensing data[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2023.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 季梅, 董谢琼, 刘宏屏, 等. 云南松林纵坑切梢小蠹灾害遥感监测的初步研究 [J]. 西部林业科学, 2007, 36(1): 87–90.
Ji M, Dong X Q, Liu H P, et al. Preliminary study on remote sensing detection of Yunnan Pine forest damaged by *Tomicus piniperda* [J]. Journal of West China Forestry Science, 2007, 36(1): 87–90.
- [12] Huo L, Persson H J, Lindberg E. Early detection of forest stress from European spruce bark beetle attack, and a new vegetation index: normalized distance red & SWIR (NDRS) [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 255: 112240.
- [13] Jamali S, Olsson P O, Ghorbanian A, et al. Examining the potential for early detection of spruce bark beetle attacks using multi-temporal sentinel-2 and harvester data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 205(11): 352–366.
- [14] Alsleben J, Pflugmacher D, Rehwaltd R, et al. Mapping tree dieback using Sentinel-2 time series and generalized regression-based unmixing models reveals species-specific patterns across Germany [J]. Remote Sensing of Environment, 2026, 342: 115464.
- [15] Schiller C, Költzow J, Schwarz S, et al. Forest disturbance detection in Central Europe using transformers and Sentinel-2 time series [J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 315: 114475.
- [16] Zhan Z Z, Yu L F, Li Z, et al. Combining GF-2 and sentinel-2 images to detect tree mortality caused by red turpentine beetle during the early outbreak stage in north China [J]. Forests, 2020, 11(2): 172.
- [17] Kennedy R E, Yang Z Q, Cohen W B. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly landsat time series: 1. Landtrendr-temporal segmentation algorithms [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(12): 2897–2910.
- [18] Havašová M, Bucha T, Ferenčík J, et al. Applicability of a vegetation indices-based method to map bark beetle outbreaks in the High Tatra Mountains[J]. Annals of Forest Research, 2015: 1–16.
- [19] Hais M, Wild J, Berec L, et al. Landsat imagery spectral trajectories, important variables for spatially predicting the risks of bark beetle disturbance [J]. Remote Sensing, 2016, 8: 1–22.

- [20] Meng R, Gao R J, Zhao F, et al. Landsat-based monitoring of southern pine beetle infestation severity and severity change in a temperate mixed forest [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 269: 112847.
- [21] Shore T L, Safranyik L. Susceptibility and risk rating systems for the mountain pine beetle in lodgepole pine stands[R]. Victoria, BC: Forestry Canada, Pacific and Yukon Region, Pacific Forestry Centre, 1992: 12.
- [22] Carroll A L, Regniere J, Logan J A, et al. Impacts of climate change on range expansion by the mountain pine beetle [J]. *Critical Care Medicine*, 2006, 33(5): 1185–1185.
- [23] Sproull G J, Bukowski M, McNutt N, et al. Landscape-level spruce mortality patterns and topographic forecasters of bark beetle outbreaks in managed and unmanaged forests of the Tatra Mountains [J]. *Polish Journal of Ecology*, 2017, 65(1): 24–37.
- [24] Akkuzu E, Sariyildiz T, Kucuk M, et al. *Ips typographus* (L.) and *Thanosinus formicarius* (L.) populations influenced by aspect and slope position in Artvin-Hatila valley national park, Turkey [J]. *African Journal of Biotechnology*, 2009, 8: 877–882.
- [25] Walter J A, Platt R V. Multi-temporal analysis reveals that predictors of mountain pine beetle infestation change during outbreak cycles [J]. *Forest Ecology and Management*, 2013, 302: 308–318.
- [26] Powers J S, Sollins P, Harmon M E, et al. Plant-pest interactions in time and space: a douglas-fir bark beetle outbreak as a case study [J]. *Landscape Ecology*, 1999, 14(2): 105–120.
- [27] Simard M, Powell E N, Raffa K F, et al. What explains landscape patterns of tree mortality caused by bark beetle outbreaks in Greater Yellowstone? [J]. *Global Ecology & Biogeography*, 2012, 21(5): 556–567.
- [28] Galvão L S, Formaggio A R, Tisot D A. Discrimination of sugarcane varieties in southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 94(4): 523–534.
- [29] Lymburner L, Beggs P J, Jacobson C R. Estimation of canopy-Average surface-specific leaf area using Landsat TM data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2000, 66(2): 183–192.
- [30] Rock B N, Vogelmann J E, Williams D L. Field and airborne spectral characterization of suspected damage in red spruce (*Picea rubens*) from vermont [C]//Proceedings of the 11th International Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data. Purdue University, West Lafayette, IN.
- [31] Gao B C. NDWI: a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 257–266.
- [32] Ahamed T, Tian L, Zhang Y, et al. A review of remote sensing methods for biomass feedstock production [J]. *Biomass and Bioenergy*, 2011, 35(7): 2455–2469.
- [33] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS proceeding [C]//Proceedings of the 3rd Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium. Washington: NASA Scientific and Technical Information Office, 1974: 309–317.
- [34] Penuelas J, Baret F, Filella I, et al. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance [J]. *Photosynthetica*, 1995, 31(2): 221–230.
- [35] Coops N C, Johnson M, Wulder M A, et al. Assessment of QuickBird high spatial resolution imagery to detect red attack damage due to mountain pine beetle infestation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 103(1): 67–80.
- [36] Gitelson A A, Merzlyak M N, Zur Y, et al. Non-destructive and remote sensing techniques for estimation of vegetation status[C]//Grenier B, eds. Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture. Montpellier: [s.n.], 2001.
- [37] Dash J, Curran P J. The MERIS terrestrial chlorophyll index [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(23): 5403–5413.
- [38] Barnes E M, Clarke T R, Richards S E, et al. Coincident detection of crop water stress, nitrogen status, and canopy density using ground-based multispectral data [C]// Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture. Bloomington, MN, 2000.
- [39] Meddens A J H, 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.
- [40] 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.
- [41] Meddens A J H, Hicke J A, Vierling L A. Evaluating the potential of multispectral imagery to map multiple stages of tree mortality [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(7): 1632–1642.
- [42] Carter G A, Knapp A K. Leaf optical properties in higher plants: linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration [J]. *American Journal of Botany*, 2001, 88(4): 677–684.
- [43] Adamczyk J, Osberger A. Red-edge vegetation indices for detecting and assessing disturbances in Norway spruce dominated mountain forests [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 37: 90–99.
- [44] 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: 3640–3646.
- [45] Abdullah H, Darvishzadeh R, Skidmore A K, et al. European spruce bark beetle (*Ips typographus* L.) green attack affects foliar reflectance and biochemical properties [J]. *International Journal of*

- Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 64: 199–209.
- [46] Reid R W. Moisture changes in lodgepole pine before and after attack by the mountain pine beetle [J]. The Forestry Chronicle, 1961, 37(4): 368–375.
- [47] 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: 533–548.
- [48] Latifi H, Schumann B, Kautz M, et al. Spatial characterization of bark beetle infestations by a multivariate synergy of SPOT and Landsat imagery [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2014, 186: 441–456.
- [49] Lausch A, Heurich M, Gordalla D, et al. Forecasting potential bark beetle outbreaks based on spruce forest vitality using hyperspectral remote-sensing techniques at different scales [J]. Forest Ecology and Management, 2013, 308: 76–89.
- [50] Foster A C, Walter J A, Shugart H H, et al. Spectral evidence of early-stage spruce beetle infestation in Engelmann spruce [J]. Forest Ecology and Management, 2017, 384: 347–357.
- [51] Mezei P, Grodzki W, Blaženec M, et al. Host and site factors affecting tree mortality caused by the spruce bark beetle (*Ips typographus*) in mountainous conditions [J]. Forest Ecology and Management, 2014, 331: 196–207.
- [52] 李丽莎, 柴秀山, 王海林, 等. 纵坑切梢小蠹危害与环境关系研究 [J]. 云南林业科技, 1997(2): 11–16.
- Li L S, Chai X S, Wang H L, et al. Study on relationship between damage of *Tomicus piniperda* and its environment [J]. Journal of West China Forestry Science, 1997(2): 11–16.
- [53] 陈鹏, 周楠, 赵涛, 等. 云南松林分状况与松纵坑切梢小蠹危害的关系 [J]. 东北林业大学学报, 2004, 32(5): 13–15.
- Chen P, Zhou N, Zhao T, et al. Relationship between stand status of *Pinus yunnanensis* and damage of *Tomicus piniperda* [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2004, 32(5): 13–15.
- [54] Yu L F, Zhan Z Z, Ren L L, et al. Effects of stand and landscape level variables on shoot damage ratios caused by shoot beetles in Southwest China [J]. Forest Ecology and Management, 2022, 507: 120030.
- [55] Zhan Z Z, Yu L F, Ren L L, et al. The association between stand and landscape level factors and red turpentine beetle damage in different infestation stages [J]. Forest Ecology and Management, 2023, 531: 120790.
- (责任编辑 范娟
责任编辑 黄华国)