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

基于GF-6 WFV的森林冻害遥感监测

高影 武红敢 李世明 曾庆伟 马宇龙 米国兵

Remote sensing monitoring of spring frost on forest based on GF-6 WFV

Gao Ying, Wu Honggan, Li Shiming, Zeng Qingwei, Ma Yulong, Mi Guobing

引用本文:
高影, 武红敢, 李世明, 曾庆伟, 马宇龙, 米国兵. 基于GF-6 WFV的森林冻害遥感监测[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(9):122-128. doi: 10.12171/j.1000-1522.20220164
Gao Ying, Wu Honggan, Li Shiming, Zeng Qingwei, Ma Yulong, Mi Guobing. Remote sensing monitoring of spring frost on forest based on GF-6 WFV[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(9):122-128. doi: 10.12171/j.1000-1522.20220164

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20220164

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向钻蛀振动实时侦听的深度学习模型压缩

Deep learning model compression for real-time listening of boring vibration

北京林业大学学报, 2021, 43(6): 92-100. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20200100

基于Mask R-CNN和迁移学习的无人机遥感影像杉木单木树冠提取

UAV remote sensing image extraction of single tree crown of Chinese fir based on Mask R-CNN and transfer learning

北京林业大学学报, 2024, 46(3): 153-166. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20210343

基于多源遥感数据的福建省海岸带县域森林生态质量评价

Evaluation of forest ecological quality in coastal zone counties of Fujian Province, eastern China based on multi-source remote sensing data

北京林业大学学报, 2024, 46(5): 12-25. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20230200

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

基于特征选择和机器学习的森林蓄积量估算

Estimating forest stock volume based on feature selection and machine learning

北京林业大学学报, 2025, 47(4): 155-167. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20240328

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

DOI:10.12171/j.1000−1522.20220164

基于 GF-6 WFV 的森林冻害遥感监测

高 影[1,2] 武红敢[1,2] 李世明[1,2] 曾庆伟[3] 马宇龙[4] 米国兵[5]

（1. 中国林业科学研究院资源信息研究所，北京 100091；2. 国家林业和草原局林业遥感与信息技术实验室，北京 100091；3. 北京中云伟图科技有限公司，北京 100096；4. 易智瑞信息技术有限公司，北京 100028；5. 关帝山国有林管理局二道川林场，山西 文水 032199）

摘要:【目的】近年来我国森林冻害频发，给森林生长和生态系统造成很大影响。本文旨在探讨 GF-6 WFV 数据在森林冻害监测中的应用，为森林精准监管提供科学依据。**【方法】**以山西省关帝山国有林管理局二道川林场为研究区，基于 2019 年森林植被生长季的 GF-6 WFV 时序数据，分析 NDVI 时空变化对倒春寒引起的森林冻害发展过程的响应。通过 ENVI 软件的 Net5 深度学习模型，筛选最优模型，对冻害进行评估。**【结果】**海岸蓝波段对森林植被黄化信息较为敏感，有助于提高亚健康森林植被的遥感监测精度。其构成的深度学习模型训练的用户精度为 81.0%，冻害遥感分类空间分布验证的准确性为 90.7%。基于 Landsat-8 OLI 和样地调查数据的验证结果表明，GF-6 WFV 的 NDVI 时序数据能够有效监测研究区的冻害发生、发展情况。研究期间重度受损、中度受损、轻度受损以及健康林分的面积占比分别为 17.4%、36.3%、30.9% 和 15.4%。冻害主要分布在 1 600 m 以下的低海拔区域。**【结论】**研究揭示了 GF-6 WFV 时序数据在冻害所致树冠黄化或生长胁迫预警监测中的应用潜力，为森林健康监测和森林精准经营提供技术手段。

关键词：GF-6 WFV 数据；时序 NDVI；倒春寒；深度学习；遥感监测

中图分类号：S761 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2025)09−0122−07

引文格式：高影，武红敢，李世明，等. 基于 GF-6 WFV 的森林冻害遥感监测［J］. 北京林业大学学报，2025，47(9)：122−128.

Gao Ying, Wu Honggan, Li Shiming, et al. Remote sensing monitoring of spring frost on forest based on GF-6 WFV［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(9): 122−128.

Remote sensing monitoring of spring frost on forest based on GF-6 WFV

Gao Ying[1,2] Wu Honggan[1,2] Li Shiming[1,2] Zeng Qingwei[3] Ma Yulong[4] Mi Guobing[5]

(1. Research Institute of Forest Resources Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;
2. Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China;
3. Beijing Zhong Yun Wei Tu Technology Co., Ltd., Beijing 100096, China;
4. Geoscene Information Technology Co., Ltd., Beijing 100028, China;
5. Erdaochuan Forest Farm of Guandishan State Forestry Administration, Wenshui 032199, Shanxi, China)

Abstract: ［**Objective**］ In recent years, forest frost damage has occurred frequently in China, causing significant impacts on forest growth and ecosystems. This study aims to explore the application of GF-6 WFV data in forest frost damage monitoring and provide a scientific basis for precise forest regulation. ［**Method**］ Taking the Guandishan National Forestry Bureau in Shanxi Province of northern China as the research area, this study analyzed the spatiotemporal changes of NDVI in response to the development process of forest frost damage caused by spring cold snaps based on the GF-6 WFV time-series data during the 2019 forest vegetation growing season. Through the Net5 deep learning model of the ENVI software, the optimal model was selected to evaluate frost damage. ［**Result**］ The coastal blue band is highly sensitive to

收稿日期: 2022−04−25 **修回日期:** 2025−05−08

基金项目: 高分辨率对地观测系统重大专项（21-Y30B02-9001-19/22-6）。

第一作者: 高影。主要研究方向：森林灾害监管。Email: 646237068@qq.com 地址：100091 北京市海淀区颐和园后中国林业科学研究院资源信息研究所。

责任作者: 武红敢，研究员。主要研究方向：遥感、地理信息系统和卫星导航技术在林业上的应用。Email: wuhg@ifrit.ac.cn 地址：同上。

本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

the yellowing information of forest vegetation, which helps improve the remote sensing monitoring accuracy of sub-healthy forest vegetation. The user accuracy of deep learning model training composed of this band was 81.0%, and the accuracy of spatial distribution verification of frost damage remote sensing classification was about 90.7%. The time-series NDVI data of GF-6 WFV can effectively monitor the frost damage in the study area during spring and had been verified by landsat-8 OLI and field survey data. During the study period, the area proportions of severely damaged, moderately damaged, slightly damaged, and healthy forest stands were 17.4%, 36.3%, 30.9%, and 15.4%, respectively. Frost damage was mainly distributed in low-altitude areas below 1 600 m. [**Conclusion**] The study reveals the potential application of GF-6 WFV time-series data in early warning monitoring of tree crown yellowing or growth stress caused by frost damage and provides scientific technical means for forest damage monitoring and precise forest management.

Key words: GF-6 WFV data; multi-temporal NDVI; late spring coldness; deep learning; remote sensing monitoring

冻害是森林生态系统的主要自然干扰之一，会对森林结构和生态服务功能造成直接或间接损失。2008 年年初，我国南方地区遭遇了 50 年一遇的冰冻雨雪灾害天气，导致湖南、贵州、广西等 19 个省区的森林受损，林地受灾面积达 1 860 万 hm^2，约占全国森林总面积的 10%，给我国林业造成了重大损失。林木抵御冰雪灾害的能力受气象条件、立地因子、林木特征等多种因素影响，研究林木不同受灾类型与各影响因子的关系，对于了解不同生长状态下林木对冰雪灾害的抵御能力差异具有重要的意义。

近年来，随着遥感技术的发展，航空遥感和卫星遥感已成为评估森林灾害及其对生态系统影响的重要手段。赵志平等[1]利用 MODIS 数据生成的归一化差值植被指数（normalized difference vegetation index，NDVI）开展研究，发现 NDVI 均值与灾害程度呈显著线性相关关系。王学成等[2]基于冻灾前后的 16 d NDVI 合成产品（MOD13Q1），采用阈值比值法宏观评估了湖南省森林资源的受损程度。Nolè等[3]基于 Landsat-8 影像研究了晚春霜冻对地中海森林 NDVI 时空变化的影响，指出受霜冻与未受霜冻植被的 NDVI 季节变化规律存在显著差异，同时坡度、海拔和坡向也对 NDVI 值有明显影响。中国高分六号卫星搭载的宽幅相机（GF-6 wide field of view，GF-6 WFV）数据具有高时间分辨率、中等空间分辨率和多光谱波段的特点，能够为森林监测提供丰富的信息。我国学者利用 GF-6 WFV 在多个领域取得了众多成果，包括火烧迹地提取[4]、森林类型识别[5]、林地识别[6−7]、树种识别[8−9]、森林物候变化[10]、针叶林叶面积提取[11]和森林生物量估测[12]等，表明 GF-6 WFV 数据具有良好的森林监测能力。

深度学习结合遥感应用是目前研究的热点之一，尤其在高空间分辨率下的单木树种识别与健康状态监测方面取得了显著进展[13−14]。杨丹等[15]利用多时相 GF-1 影像开展了基于深度学习的林分类型分类研究，发现 U-Net 模型的分类精度最高，总体精度达 86.04%。Zhang 等[16]基于深度学习方法，利用 Sentinel-1/2 数据进行了过火区制图。武薇[17]基于 Landsat-8 数据进行了过火迹地的深度学习提取方法研究。陈昂等[18]利用 ENVI 5.5 中 Unet 模型框架，开展了基于面向对象与深度学习的榆树（*Ulmus pumila*）疏林识别方法研究。武红敢等[19]系统总结了林业遥感深度学习数据集建设的现状并提出了相应的建设思路。这些研究都展现了深度学习在地物识别方面的巨大应用潜力。

倒春寒作为一种常见的冻害现象，易导致树冠褪绿或黄化，严重影响树木的健康生长，是树冠健康监测的重要内容。二道川林场位于山西省文水县，是我国重要的国有林场，在每年 4 月中旬，该区域的森林植被从低海拔到高海拔陆续进入展叶期，倒春寒来袭对其影响很大。本文以二道川林场为研究区，探讨 GF-6 WFV 时序数据在冻害所致树冠黄化或生长胁迫预警监测中的应用潜力，以期为森林灾害监测和森林精准经营提供科学的技术手段。

1　研究区概况

研究区位于山西省文水县西部山区腹地的关帝山国有林管理局二道川林场（111°31′41″ ~ 111°55′29″E，37°25′29″ ~ 37°32′30″N），海拔 1 100 ~ 2 200 m。该区域属暖温带大陆性气候，年均气温 4 ~ 6 ℃，年均积温 2 500 ~ 3 000 ℃·d，年降水量不足 500 mm，年日照约 2 600 h，无霜期 120 d 左右。区内生物资源丰富，种类繁多，森林覆盖率达 92.4%。2019 年 4 月 30 日、5 月 12 日，该区域经历两次严重低温灾害（气温 0 ℃ 以下），5 月 19、20 日发生 5 ℃ 以下持续低温干扰。

主要乔木树种包括油松（*Pinus tabuliformis*）、

华北落叶松(*Larix principis-rupprechtii*)、辽东栎(*Quercus liaotungensis*)、山杨(*Populus davidiana*)、白桦(*Betula platyphylla*)等；灌木有中国沙棘(*Hippophae rhamnoides* subsp. *sinensis*)、山刺玫(*Rosa davidii*)、绣线菊(*Spiraea salicifolia*)、柠条(*Caragana korshinskii*)、虎榛子(*Ostryopsis davidiana*)、山桃(*Prunus davidiana*)等；草类有苔草(*Carex* spp.)、羊胡子草(*Caryota ochlandra*)等[20]。

在无外界胁迫下，研究区春季的山杨、辽东栎、白桦以及林下灌木和草本植物的生长呈现出一定的规律性。具体而言，从低海拔到高海拔、从阳坡到阴坡，这些植物依次展叶并进入旺盛生长阶段，直至展叶完成，森林冠层进入相对稳定时期。尽管不同年份之间物候规律存在一定差异，但这种差异通常较小，即林分冠层光谱反射特征在进入盛夏后会趋于一致。然而，若春季遭遇恶劣天气、病虫害等干扰因素，上述规律将被打破。物候变化的规律性被打破通常意味着森林生态系统受到一定程度的干扰，这种干扰可能会影响森林的健康状态。本研究通过卫星遥感技术，监测森林冠层的光谱反射特征，根据光谱反射特征的异常变化判断森林冠层亚健康状态。旨在通过分析这些异常变化，及时发现森林生态系统中的潜在问题，为森林资源的管理和保护提供科学依据。

2 研究方法与数据来源

本研究整合多源数据(GF-6 WFV、Landsat-8 影像、SRTM DEM 及地面调查数据)，经辐射定标、大气校正与地形分级预处理后，构建融合 NDVI 时序动态特征。采用相关性分析法，研究 NDVI 与海拔、坡向的关系，并按森林类型分析冻害的响应。基于深度学习 Net5 模型筛选最优模型，并进行冻害程度(重度、中度、轻度、健康)分级。最后，通过 Landsat-8 数据、样地调查数据和森林类型空间分布数据交叉验证 GF-6 WFV 的预警潜力，并生成冻害分布图。

2.1 卫星遥感时序数据

GF-6 WFV 在传统波段(蓝、绿、红、近红外 4 个波段)基础上，增加了能有效反映植物特有光谱特性的红边谱段、黄波段和海岸蓝谱段[21]，具有高分辨率、宽覆盖、高质量和高效成像等特点。本研究收集了生长季(2019−04−16—2019−09−03)有效的 GF-6 WFV 数据，采集日期分别为 04−16、04−29、05−02、05−19、06−25、07−07、07−31、08−17、09−03。为了验证 GF-6 WFV 数据的应用能力，同时下载了 Landsat-8 OLI 存档数据，采集日期为 05−02、06−03、07−05、07−14、07−30、08−15、09−07。

2.2 辅助数据

为探究倒春寒冻害的海拔与坡向分异特征，采用美国地质调查局 SRTM 30 m 分辨率的 DEM 数据生成坡向图与地势图。坡向按传统方位角划分为 8 个方向(北、东北、东、东南、南、西南、西、西北)；海拔以 100 m 为间隔划分 9 个等级(≤1 199 m、1 200 ~ 1 299 m、1 300 ~ 1 399 m、1 400 ~ 1 499 m、1 500 ~ 1 599 m、1 600 ~ 1 699 m、1 700 ~ 1 799 m、1 800 ~ 1 899 m 和≥1 900 m)；采用最新 1∶10 000 森林资源规划设计调查数据，开展统计分析与结果验证。

依据统计学抽样理论，按照 200 m × 200 m 的网格间隔布设了遥感样本(表 1、表 2)，共获取了 9 995 个不同森林类型和不同立地条件的样本。其中，常绿林区样本数量为 5 124 个，落叶林区样本数量为 4 871 个。表 1 展示了所有样本的海拔高度分布情况，表 2 则呈现了海拔高度在 1 200 ~ 1 599 m 范围内的 4 356 个样本的坡向分布情况。

2.3 遥感数据处理和冻害分类模型

基于高精度控制点、30 m 分辨率的数字高程模型数据以及 GF-6 WFV 的绝对定标系数，利用 ENVI

表 1 遥感样本的海拔分布

Tab. 1 Distribution of remote sensing samples at different altitudes

林型	≤1 199 m	1 200 ~ 1 299 m	1 300 ~ 1 399 m	1 400 ~ 1 499 m	1 500 ~ 1 599 m	1 600 ~ 1 699 m	1 700 ~ 1 799 m	1 800 ~ 1 899 m	≥1 900 m	合计	总计
常绿林	117	169	284	544	1 122	1 442	1 022	353	71	5 124	9 995
落叶林	77	246	557	730	704	745	781	644	387	4 871	

表 2 遥感样本的坡向分布

Tab. 2 Distribution of remote sensing samples at different aspects

林型	北	东北	东	东南	南	西南	西	西北	合计	总计
常绿林	231	251	312	274	278	304	244	225	2 119	4 356
落叶林	355	278	267	246	343	250	216	282	2 237	

注：海拔1 200 ~ 1 599 m。

软件对时序遥感数据进行了正射校正、辐射定标、大气校正和图像配准等预处理工作。

为深入探讨 GF-6 WFV 新增 4 个波段的应用潜力，本文分别采用 6 种波段组合模式进行分类及结果比较分析。即传统 4 波段（蓝、绿、红、近红）、传统 4 波段加单一新增波段以及全部 8 波段。利用外业调查样本，结合 5 月 19 日与 6 月 25 日的动态变化分析结果，根据林分黄化程度（重度、中度、轻度、健康）的差异，构建训练样本区 GF-6 WFV 影像的标签栅格。

本研究采用 ENVI 遥感图像处理软件，该软件集成了深度学习框架 TensorFlow。TensorFlow 是一个基于神经网络模型的开源框架，广泛应用于图像处理和目标识别任务中。通过标签栅格数据训练模型，可以实现特定目标的提取。标签栅格可通过矢量数据、分类图像或标注工具生成。ENVI 5.6 版本引入了基于深度学习的 Net5 网络模型，该模型是对 U-Net[22]网络模型的改进版本。本文在模型训练过程中，使用标签栅格文件，并通过随机化参数组的方法选择一组最优参数。通过此方法得到表 3 所示 6 种模型的训练精度。

在表 3 的多种波段组合模式中，以蓝、绿、红、近红外传统 4 波段与海岸蓝波段组合（即第 4 种模式）的分类效果最好，其总体分类精度最高，用户精度达到 81%，生产者精度为 92%。该深度学习模型的训练参数设置如下：切块大小为 464 像素、波段数为 5、类别数为 4、缩放增强为 0、旋转增强为 0、迭代次数为 25、每次迭代的切片数为 42、单次处理所使用的切片数为 1、切片采样比率为 16、固定距离为 0、模糊距离为 0.010、类别权重为 0.008 以及损失权重为 0.700。

3　结果与分析

3.1　时序 NDVI 对林木冻害症状、海拔和坡度的响应

通常情况下，随着春季气温升高，森林冠层的生长过程会经历缓慢增长、快速增长和稳定增长 3 个阶段，即 NDVI 在植被旺盛生长季随时间变化呈现“逻辑斯蒂曲线型”特征。不同海拔高度的常绿林（图 1a）和落叶林（图 1b）的 NDVI 值时序变化表明，在 6 月 25 日（DOY = 176）NDVI 出现显著下降，这表明森林植被生长状况出现了严重异常。此外，在 5 月 2 日（DOY = 122）NDVI 也出现了小幅下降。

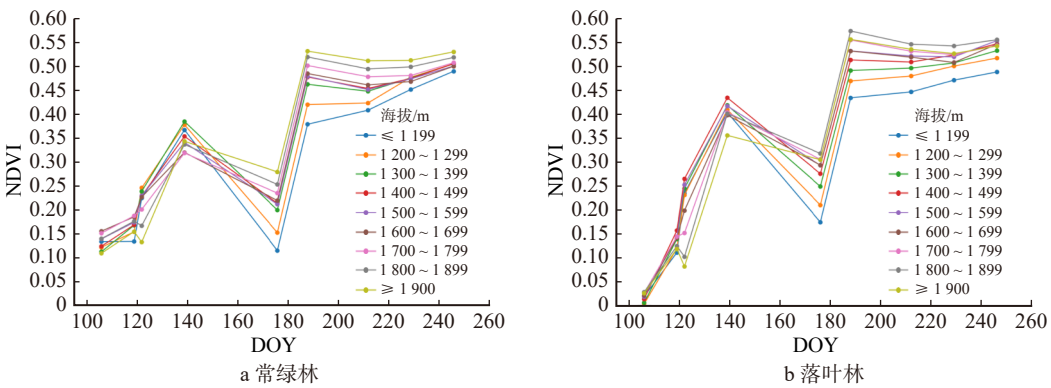
实地调查结果显示，研究区遭遇了严重的倒春寒事件，对树冠造成了显著影响。6 月中旬的现场照片（图 2）清晰地展示了受冻害的辽东栎新叶已经进入黄化失水或凋落阶段，这一现象有力地佐证了 6 月下旬遥感图像所反映林分冻害的光谱响应特征。同样，在 4 月 30 日，研究区经历了一次小幅降温事件。这一气候事件与 5 月 2 日遥感图像中观测到的 NDVI 小幅下降现象具有相关性，进而为该时期 NDVI 变化提供了合理的解释。

图 1 表明，在 1 600 m 以下的低海拔地区，NDVI

表 3　不同波段组合模型的训练精度

Tab. 3　Training accuracy of different band combination models

指标	B1 ~ B4	B1 ~ B4、B5	B1 ~ B4、B6	B1 ~ B4、B7	B1 ~ B4、B8	B1 ~ B8
损失	0.34	0.29	0.31	0.28	0.32	0.30
准确率	0.91	0.92	0.92	0.92	0.91	0.91
用户精度	0.79	0.80	0.82	0.81	0.79	0.80
生产者精度	0.67	0.69	0.67	0.70	0.64	0.67
F1值	0.73	0.74	0.74	0.75	0.71	0.73



a 常绿林　　b 落叶林

图 1　不同海拔高度 NDVI 的时序变化

Fig. 1　Temporal variations of NDVI at different altitudes



图 2 辽东栎受冻后树冠新梢的萎蔫状况(2019−06−13)

Fig. 2 Wilting condition of *Quercus liaotungensis* shoots after freezing (2019−06−13)

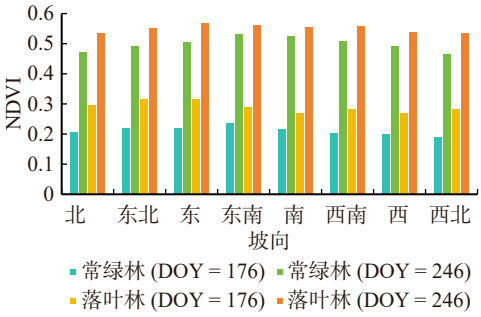
下降幅度较大，推测该区域可能遭受了较为严重的倒春寒冻害。进一步对比分析 2019 年 6 月 25 日和 9 月 3 日不同坡向的 NDVI 值(图 3)发现，在 6 月 25 日，常绿林的西北坡、西南坡和西坡 NDVI 值相对较低，表明西北坡冻害最为严重，其次是西南坡和西坡；而落叶林的南坡 NDVI 值最低，表明南坡受冻害较为严重，其次是西坡和西北坡。这些结果与灾害发生的实际情况相吻合。这再次证明，GF-6 WFV 提供的高频率时序遥感数据能够有效监测并评估森林冠层的亚健康状态。

3.2 冻害监测

采用 2.3 节中确定的最优训练模型，对 2019 年 6 月 25 日获取的 GF-6 WFV 影像进行分类处理，并基于森林情况对监测结果进行间接验证，精度分别为 93.0%(重度)、89.9%(中度)、89.3%(轻度)和 94.0%(健康)，冻害区空间分布的准确性平均为 90.7%。通过聚类分析、滤波处理以及矢量化转换等系列后处理，最终获得卫星遥感监测结果(图 4 仅展示了部分区域的空间分布情况)。整个研究区的重度、中度、轻度受损以及健康林分的面积占比分别为 17.4%、36.3%、30.9% 和 15.4%，这些空间分布的即时监测数据能够及时为林场的森林抚育和经营管理提供科学依据。

3.3 灾害预警能力评估

图 5 展示了 Landsat-8 OLI NDVI 的时序变化特征。由于 1 800 m 以上高海拔区域部分时相存在云层和阴影覆盖，本研究仅对海拔低于 1 800 m 的区域进行了对比分析。5 月 2 日(DOY = 122)为两颗卫星同时过境的日期，在这一天，所有海拔高度级的 NDVI 值均表现为 Landsat-8 高于 GF-6 WFV，平均高出约 0.09。在常绿针叶林区和落叶阔叶林区，Landsat-8 NDVI 值在生长季呈现先上升后下降的趋势，分别于 8 月 15 日和 7 月 30 日恢复到 6 月 2 日的生长状态。海拔 1 500 m 以下的针叶林和海拔 1 600 m 以下的阔叶林变化较为剧烈，反映了 6 月和 7 月间林分受到冻害影响以及长势衰退的过程。



DOY 为 176、246 分别对应 2019−06−25、2019−09−03 两个日期。

图 3 不同坡向常绿林和落叶林的 NDVI 均值

Fig. 3 Mean NDVI values of evergreen and deciduous forests at different aspects

需要说明的是，两种卫星在过境时间、波谱范围和空间分辨率上存在差异，且森林植被在旺盛生长季，树冠危害症状存在每日动态变化。因此，图 5 与图 1 的变化曲线不可能完全一致。尽管如此，两种传感器在 6 月和 7 月 NDVI 变化的一致性，也间接验证了国产 GF-6 WFV 数据在森林健康预警监测中的应用潜力。

4 结论与讨论

本文基于前期时序 GF-1 WFV 数据在冻害研究中的成果[20]，深入探讨了 GF-6 WFV 和 Landsat-8 OLI 时序 NDVI 对倒春寒冻害的光谱响应规律，并展示了时序 GF-6 WFV 数据在倒春寒灾害预警监测中的应用潜力。研究结果表明，GF-6 WFV 时序 NDVI 数据能够有效监测和评估倒春寒对森林植被生长的影响，揭示了不同海拔高度和坡向的林分类型在冻害期间的光谱响应特征。此外，通过对比分析两种卫星数据，进一步验证了国产 GF-6 WFV 数据在森林健康监测中的应用价值。

然而，由于未能获取 2019 年 5—6 月间旬尺度的有效 GF-6 WFV 数据，本研究难以精确确定当年霜冻危害最严重症状的光谱响应日期。这一数据缺口限制了对冻害发生发展过程的精细化跟踪。因此，未来的研究应考虑基于更高时间分辨率或多源遥感

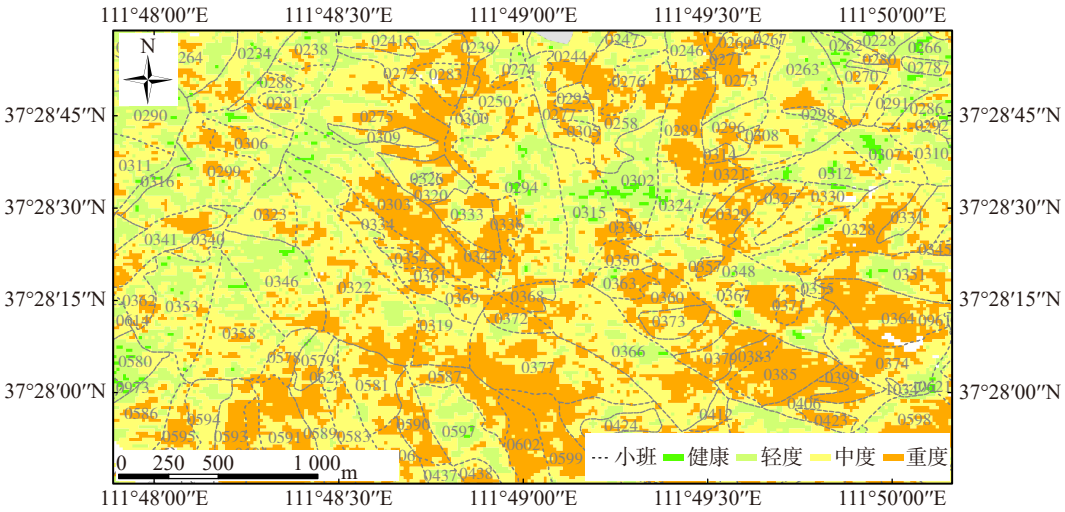


图 4　基于 GF-6 WFV 的部分区域森林冻害监测结果（2019−06−25）

Fig. 4　Monitoring results of forest frost damage in selected areas based on GF-6 WFV data (2019−06−25)

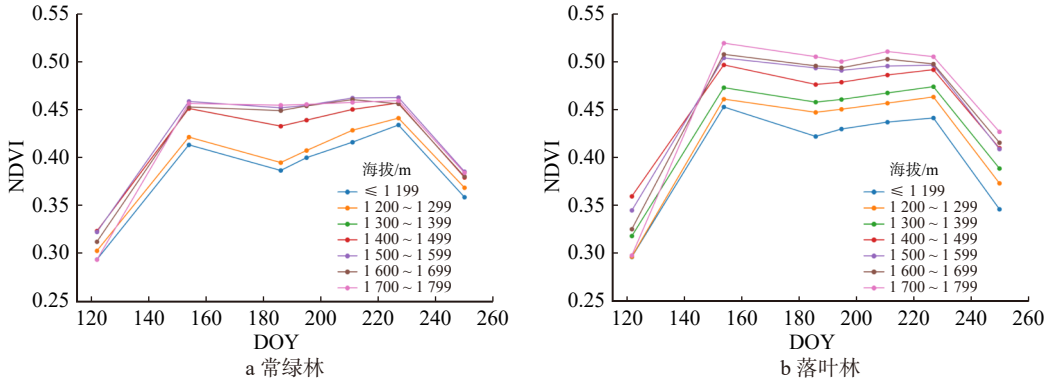


图 5　不同海拔高度下 Landsat-8 OLI NDVI 的时序变化

Fig. 5　Temporal variations of Landsat-8 OLI NDVI at different altitudes

数据的综合分析，以更精准地了解灾害的发生发展过程。此外，结合地面观测数据和气象数据，可以进一步提高遥感监测的准确性和可靠性。

GF-6 WFV 传感器新增的两个红边、黄和海岸蓝 4 个波段，为植被健康监测提供了重要支持[23]。本研究表明，海岸蓝波段是林冠黄化监测的关键指示波段，有助于提高卫星遥感监测的精度。此外，森林病虫害和气象灾害引起的失叶、黄化等灾害症状的光谱特征容易混淆，通过时序图像分析，可以有效剔除相关干扰[24]。因此，GF-6 WFV 的高时间分辨率和 8 个波段的多光谱信息，为卫星遥感预警监测技术的业务化应用提供了有力保障。

当下，深度学习在遥感目标检测与地物分类中的应用受到广泛关注[25−26]。然而，许多现有深度学习模型更适合于人工目标识别[27]，对于森林植被的异质性变化分类问题，还有待进一步深入研究。未来的研究应聚焦于研发更适合自然植被分类的深度学习模型，并结合高时间分辨率和多光谱数据，以提高遥感监测的准确性和可靠性。

参　考　文　献

[1] 赵志平, 邵全琴, 黄 麟. 2008 年南方特大冰雪冻害对森林损毁的 NDVI 响应分析：以江西省中部山区林地为例 [J]. 地球信息科学学报, 2009, 11(4): 535−540.
Zhao Z P, Shao Q Q, Huang L. Response of NDVI to forest damages caused by the severe snow and ice chaos in the south of China, 2008: a case study of mountainous forest in central Jiangxi Province[J]. Journal of Geo-Information Science, 2009, 11(4): 535−540.

[2] 王学成, 杨 飞, 高 星, 等. 基于阈值比值法的森林冰雪冻害遥感评估：以湖南省为例 [J]. 国土资源遥感, 2018, 30(3): 196−203.
Wang X C, Yang F, Gao X, et al. Assessment of forest damage due to ice-snow disaster based on the method of threshold ratio: a case study of Hunan Province[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(3): 196−203.

[3] Nolè A, Rita A, Ferrara A M S, et al. Effects of a large-scale late spring frost on a beech (*Fagus Sylvatica* L.) dominated Mediterranean mountain forest derived from the spatio-temporal variations of NDVI[J]. Annals of Forest Science, 2018, 75: 83.

[4] 刘 倩, 覃先林, 胡心雨, 等. 高分六号宽幅数据识别火烧迹地的光谱及指数分析 [J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(8): 2536−2542.
Liu Q, Qin X L, Hu X Y, et al. Spectral and index analysis for

burned areas identification using GF-6 WFV data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(8): 2536−2542.

[5] 黄建文, 李增元, 陈尔学, 等. 高分六号宽幅多光谱数据人工林类型分类 [J]. 遥感学报, 2021, 25(2): 539−548.
Huang J W, Li Z Y, Chen E X, et al. Classification of plantation types based on WFV multispectral imagery of the GF-6 satellite[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(2): 539−548.

[6] 刘晋阳, 辛存林, 武红敢, 等. GF-6 卫星 WFV 数据在林地类型监测中的应用潜力 [J]. 航天返回与遥感, 2019, 40(2): 107−116.
Liu J Y, Xin C L, Wu H G, et al. Potential application of GF-6 WFV data in forest types monitoring[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2019, 40(2): 107−116.

[7] 刘代超, 李晓松, 李向晨, 等. GF-6 影像应用于林地与非林地识别的潜力分析 [J]. 测绘通报, 2020(8): 5−12.
Liu D C, Li X S, Li X C, et al. Analysis of the potential of GF-6 WFV data for forest and non-forest land identification[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(8): 5−12.

[8] 陈春秀, 陈蜀江, 徐世薇, 等. 多特征辅助下的 GF-6 WFV 影像准噶尔山楂识别研究 [J]. 干旱区研究, 2021, 38(2): 553−561.
Chen C X, Chen S J, Xu S W, et al. *Crataegus songarica* recognition using GF-6 Wide-Field-Viewdata assisted by multiple features[J]. Arid Zone Research, 2021, 38(2): 553−561.

[9] 王子彦, 任 超, 梁月吉, 等. 基于高分六号红边特征的面向对象桉树人工林信息提取 [J]. 测绘通报, 2021(6): 6−11.
Wang Z Y, Ren C, Liang Y J, et al. Object-oriented eucalyptus plantation forest information extraction based on the red-edge feature of GF-6[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(6): 6−11.

[10] 曾庆伟, 武红敢. GF-6 WFV 黄边波段在森林扰动监测中的应用潜力研究 [J]. 北京测绘, 2020, 34(2): 208−213.
Zeng Q W, Wu H G. Analysis of forest disturbance monitoring potential of GF-6 WFV yellow edge band data[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2020, 34(2): 208−213.

[11] 郭云开, 刘建琴, 章 琼, 等. GF-6 影像下的南方路域针叶植被 LAI 反演研究 [J]. 测绘科学, 2021, 46(9): 136−143.
Guo Y K, Liu J Q, Zhang Q, et al. Research on LAI retrival of coniferous vegetation in southern road area under GF-6 image[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(9): 136−143.

[12] 蒋馥根, 孙 华, 李成杰, 等. 联合 GF-6 和 Sentinel-2 红边波段的森林地上生物量反演 [J]. 生态学报, 2021, 41(20): 8222−8236.
Jiang F G, Sun H, Li C J, et al. Retrieving the forest aboveground biomass by combining the red edge bands of Sentinel-2 and GF-6[J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(20): 8222−8236.

[13] Carbonneau P E, Dugdale S J, Breckon T P, et al. Adopting deep learning methods for airborne RGB fluvial scene classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 251: 112107.

[14] Ferreira M P, Almeida D R, Papa D A, et al. Individual tree detection and species classification of Amazonian palms using UAV images and deep learning[J]. Forest Ecology and Management, 2020, 475: 118397.

[15] 杨 丹, 李崇贵, 张家政. 基于深度学习的多时相 GF-1 影像林分类型分类研究 [J]. 林业资源管理, 2022(1): 142−149.
Yang D, Li C G, Zhang J Z. Research on deep learning classification of forest types based on multi-temporal GF-1 images[J]. Forest Resources Management, 2022(1): 142−149.

[16] Zhang Q, Ge L L, Zhang R H, et al. Deep-learning-based burned area mapping using the synergy of Sentinel-1&2 data[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 264: 112575.

[17] 武 薇. 结合 Landsat8 数据的火迹区域深度学习提取方法 [D]. 北京: 中国地质大学, 2021.
Wu W. Deep learning detection method of burned area based on Landsat8 data[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2021.

[18] 陈 昂, 杨秀春, 徐 斌, 等. 基于面向对象与深度学习的榆树疏林识别方法研究 [J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(9): 1897−1909.
Chen A, Yang X C, Xu B, et al. Research on recognition methods of elm sparse forest based on object-based image analysis and deep learning[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(9): 1897−1909.

[19] 武红敢, 王成波. 刍议服务于深度学习研究的林业遥感数据集建设 [J]. 世界林业研究, 2021, 34(3): 58−62.
Wu H G, Wang C B. Construction of forestry remote sensing dataset for deep learning[J]. World Forestry Research, 2021, 34(3): 58−62.

[20] 武红敢, 王成波, 苗振旺, 等. 森林资源亚健康状态的卫星遥感预警技术研究 [J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(5): 1121−1130.
Wu H G, Wang C B, Miao Z W, et al. Study on early warning technology of sub-health state of forest resources with spaceborne remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(5): 1121−1130.

[21] 陆春玲, 白照广, 李永昌, 等. 高分六号卫星技术特点与新模式应用 [J]. 航天器工程, 2021, 30(1): 7−14.
Lu C L, Bai Z G, Li Y C, et al. Technical characteristic and new mode applications of GF-6 satellite[J]. Spacecraft Engineering, 2021, 30(1): 7−14.

[22] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional neural networks for biomedical image segmentation [C]// Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention – MICCAI 2015. Munich: Spring, 2015: 234−241.

[23] Wang R, Zhao H L, Zhang C, et al. Development of soil water content retrieving method for irrigation agriculture areas using the red-edge band of Gaofen-6 satellite[J]. Agricultural Water Management, 2024, 303: 109045.

[24] Thapa B, Wolter P, Sturtevant B, et al. Linking remote sensing and insect defoliation biology: a cross-system comparison[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 281: 113236.

[25] Pagire V, Chavali M, Kale A. A comprehensive review of object detection with traditional and deep learning methods[J]. Signal Processing, 2025, 237: 110075.

[26] Dalal M, Mittal P. A systematic review of deep learning-based object detection in agriculture: methods, challenges, and future directions[J]. Computers, Materials and Continua, 2025, 84(1): 57−91.

[27] Azam B, Khan M J, Bhatti F A, et al. Aircraft detection in satellite imagery using deep learning-based object detectors[J]. Microprocessors and Microsystems, 2022, 94: 104630.

（责任编辑 孟 瑶 李 契
责任编委 惠刚盈）