

基于 Landsat 8 卫星时序影像的森林病虫害灾害时空监测

张浩芜^{1, 2}, 李世明^{1, 2}, 齐志勇^{1, 2}, 刘晴^{1, 2}, 庞勇^{1, 2}, 李增元^{1, 2}

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重点实验室, 北京 100091

摘要: 由于气候变化和人类活动等多种因素的共同作用, 森林病虫害灾害干扰的频率和规模不断增加, 严重影响了森林生态系统的结构和服务。准确地识别区域性森林病虫害灾害扰动, 分析其爆发的时空特征对于森林生态系统的保护具有重要意义。本研究基于 Landsat 8 卫星年度时序数据, 以辽宁省朝阳市为研究区域, 全面分析了森林冠层时序光谱特征对火灾、砍伐和森林病虫害灾害的可分离性, 调整 LandTrendr 算法的控制参数提升了森林弱扰动信息提取的“敏感性”, 采用随机森林算法提取了 2013 至 2023 年的森林病虫害扰动时空信息。结果表明: (1) 中分辨率卫星影像的时序光谱特征能够有效地区分朝阳市森林病虫害灾害与火灾、砍伐两类森林扰动, 可以作为区域性森林病虫害灾害识别依据。(2) 时序卫星影像可以有效地提取森林扰动时空信息并用于森林病虫害灾害识别, 本研究的森林扰动识别和病虫害灾害监测总体精度分别为 0.893 和 0.891, Kappa 系数分别为 0.785 和 0.850。(3) 朝阳市森林扰动以病虫害灾害为主, 森林病虫害灾害主要发生在西部的建平县和凌源市, 发生面积占全市病虫害发生面积的 67.97%; 朝阳市森林病虫害灾害在时间维度上存在“间歇性”爆发现象。研究结果可以为森林经营管理提供数据支持, 为不同森林扰动的分类以及森林病虫害灾害时空监测提供方法借鉴。

关键字: 森林病虫害灾害, 时间序列数据, 光谱分析, LandTrendr 算法, 随机森林算法

1 引言

森林作为一种关键的陆地生态系统, 不仅在全球和区域生态系统过程中发挥着重要作用, 而且在全球气候变化研究中具有重要意义(沈文娟等, 2018; 杨辰等, 2021)。各种形式的森林扰动, 包括病虫害、

火灾、砍伐和气候变化等, 损害了森林的生态功能和生态系统服务(张连华等, 2013; Cooke等, 2021), 对森林生态系统产生深远影响(Li等, 2021)。森林虫害是森林生态系统的正常扰动过程, 也是其动态不可或缺的驱动力, 提供了重要的生态系统服务(Raffa等, 2009)。由于气候变化和人类活动等多种因素的共同作

收稿日期: 预印本:

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2022YFD1400400)

第一作者简介: 张浩芜, 研究方向为林业遥感。E-mail: senlinmu@caf.ac.cn

通信作者简介: 李世明, 研究方向为林业遥感。E-mail: lism@ifrit.ac.cn

用(Abdullah H 等, 2019), 森林病虫害干扰的频率和规模不断增加(武红智 等, 2004; 曹春香 等, 2009; Millar 等, 2015), 严重影响了森林生态系统的服务、结构和功能运作(Seidl 等, 2014; Heuss 等, 2019)。

森林病虫害信息的获取主要包括传统的人工调查和遥感监测两种方式(王宁 等, 2022), 人工调查可以提供精确的病虫害信息, 遥感监测则可以弥补人工调查在获取大范围森林变化信息以及监测时效性方面的不足(王宁 等, 2022; Abdullah H M 等, 2023)。当前, 基于无人机数据的森林病虫害监测主要以其高空间分辨率的优势, 利用目标检测和语义分割等深度学习方法, 可以实现对受灾寄主在单木尺度上的精准识别和定位(孙钰 等, 2018; Duarte 等, 2022)。无人机森林病虫害监测的空间覆盖范围有限且缺乏历史影像的问题, 限制了对区域性森林病虫害时空特征的分析(Neigh 等, 2014; 胡圣元 等, 2020)。中分辨率卫星数据在空间覆盖范围和历史影像积累方面具有优势, 能系统地监测森林病虫害爆发的时空特征, 有助于在景观尺度上理解森林病虫害的发生过程(Senf 等, 2015; Chávez 等, 2019; 陈高等, 2022)。

时间序列分析法是基于地面对象在连续多期的遥感影像数据上所反映出来的变化规律与趋势进行分析的方法(Hilker 等, 2009)。在遭受到干扰后森林冠层在遥感影像的光谱特征具有明显变化, 时间序列分析法

可以有效地监测森林生态系统长期变化(Meigs 等, 2015; Chávez 等, 2019; Muñoz 等, 2020)。2008 年美国地质调查局免费公开了 Landsat 卫星系列数据, 为开展长时间周期地表变化检测研究提供了可以达到景观尺度的空间分辨率、时间覆盖范围广、光谱特性和地理配准一致的高质量数据源, 推动森林扰动时间序列分析方法的快速发展(Townshend 等, 2012; Vogelmann 等, 2016; Wulder 等, 2016)。时序 Landsat 数据可以有效地捕捉长时间覆盖范围内景观尺度上的各种森林扰动(Cohen 等, 2004; Kennedy 等, 2015), 已有研究证明 Landsat 系列卫星影像可以对森林病虫害的寄主冠层变化产生有效的光谱响应(Vogelmann 等, 2009; Meigs 等, 2011; Meddens 等, 2013)。随着 Google Earth Engine (GEE) 地理数据云计算平台的出现, 时间序列卫星数据的存储、处理以及时间序列分析算法本身的复杂性问题得到了解决(Kennedy 等, 2018)。基于 Landsat 数据的长时间序列分析方法在森林扰动监测方面得到了广泛应用(殷崎栋 等, 2020; 钟莉 等, 2020; Pasquarella 等, 2022)。

目前卫星影像识别森林病虫害的研究缺乏对不同森林扰动冠层光谱特征可分离性的深入分析(Kennedy 等, 2012; 张立福 等, 2021)。本文使用时序卫星影像分析火灾、砍伐和病虫害的光谱特异性, 全面系统地分析不同波段和植被指数及时序变化特征对

森林病虫害监测的效果。另外, LandTrendr 算法对病虫害这类弱扰动的轨迹分割效果相比强扰动较差, 受扰动持续时间、扰动幅度、时间序列长度以及控制参数多方面因素影响(Senf 等, 2017; 周凯等, 2021; Jiang 等, 2022)。本文通过调整 LandTrendr 算法控制参数提升其对森林病虫害识别的“敏感性”, 并使用滑动阈值的方法进行验证。

本文以中国辽宁省朝阳市为研究区域, 基于 Landsat 8 卫星时间序列影像, 全面分析森林病虫害的光谱特异性, 使用 LandTrendr 算法和随机森林算法进行森林病虫害时空监测。本研究证明了森林冠层光谱时序特征提取病虫害的有效性, 分析了朝阳市森林病虫害的时空特征, 为森林病虫害监测研究

提供了一定的方法借鉴。

2 研究区域和数据

2.1 研究区域概况

朝阳市位于辽宁省西部, 辖境居东经 118°至 121°和北纬 40°至 42°之间, 如图 1。朝阳市地貌以低山和丘陵为主, 处在北温带大陆性季风气候区。朝阳市常见的针叶树种包括红松 (*Pinus koraiensis*)、樟子松 (*Pinus sylvestris var. mongolica*) 等, 常见的阔叶树种包括白桦 (*Betula platyphylla*)、柞树 (*Zelkova schneideriana*) 等。朝阳市常见的森林有害生物如松毛虫 (*Dendrolimus superans*)、松材线虫 (*Bursaphelenchus xylophilus*) 和红脂大小蠹 (*Dendroctonus valens*) 等, 同时还存在火灾和砍伐等人类活动导致的森林扰动事件。

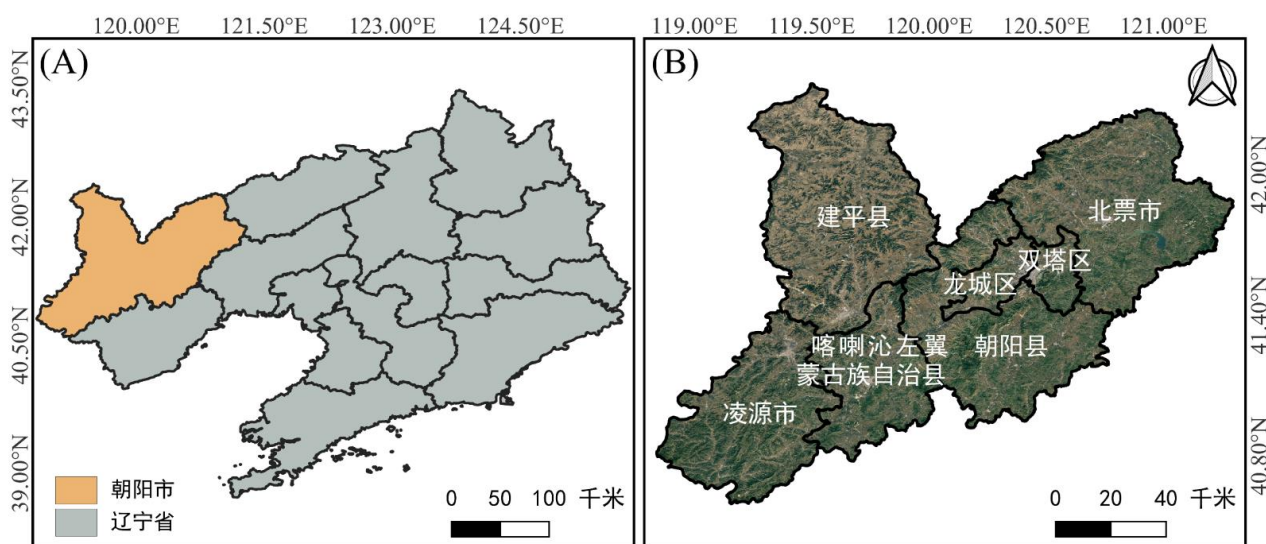


图 1 研究区域, (A) 辽宁省市级行政区划, (B) 朝阳市县级行政区划

Fig. 1 Research area, (A) City level administrative divisions in Liaoning Province, (B) County level administrative divisions in

2.2 数据获取和预处理

本研究使用 Landsat 8 卫星影像构建年度时间序列数据集，基于 GEE 平台调用 2013 至 2023 年每年 6 月 20 日至 9 月 10 日（朝阳市夏季窗口）Landsat Collection 2 Landsat 8 地表反射率数据(Collection 2 Tier 1)，该产品已经过辐射校正、几何校正和大气校正(Kennedy 等, 2018)。本研究使用影像质量评估波段(QA)去除卫星影像中标记为云、积雪以及云阴影等噪声像素。最后，利用 medoid 方法对 2013 至 2023 年的年度时间序列影像进行合成。该方法能够保留各波段之间的关系，并对极端像素值具有较好的鲁棒性(Flood, 2013)。

本文收集了朝阳市 16 次森林火灾，27 次森林砍伐和 12 次森林病虫害灾害事件，时间分布范围为 2016 至 2023 年，扰动的发生面积在 30 个像元（30m）以上。森林扰动样本选取流程包括以下几个步骤，首先结合多源时序卫星影像目视解译和光谱分析初步筛选不同类型森林扰动样本，随后通过外业调查、实地走访和文献调研等方式获取部分样本区域当年和历史森

林扰动情况，最后结合实地调查情况对选取的样本进行二次人工验证。图 2 是基于多源卫星影像的森林扰动样本选取示例，图 3 为森林火灾、砍伐和病虫害样本实地核查示例。以此为基础，选取森林扰动样本点共 953 个，其中健康森林 257 个，森林火灾 200 个，森林砍伐 153 个，森林病虫害 343 个，用于森林病虫害监测模型训练和精度评价，如图 4。卫星数据包括 Sentinel-2 卫星影像，Google Earth Pro 高空间分辨率影像以及国产高分 2 号和高分 7 号卫星影像。其中，Sentinel-2 卫星影像数据来源于欧空局哥白尼数据中心(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>)，高分系列数据来源于中国资源卫星应用中心(<https://data.cresda.cn/#/home>)。高分卫星影像数据使用 ENVI 软件进行预处理，包括辐射定标、大气校正、正射校正和图像融合等步骤。此外，本文使用土地覆盖数据提取研究区域的森林覆盖范围，数据来源于刘良云团队发布的 2020 年全球 30 米精细土地覆盖数据(Zhang X 等, 2021)，数据下载网站为：<https://doi.org/10.5281/zenodo.3986872>。

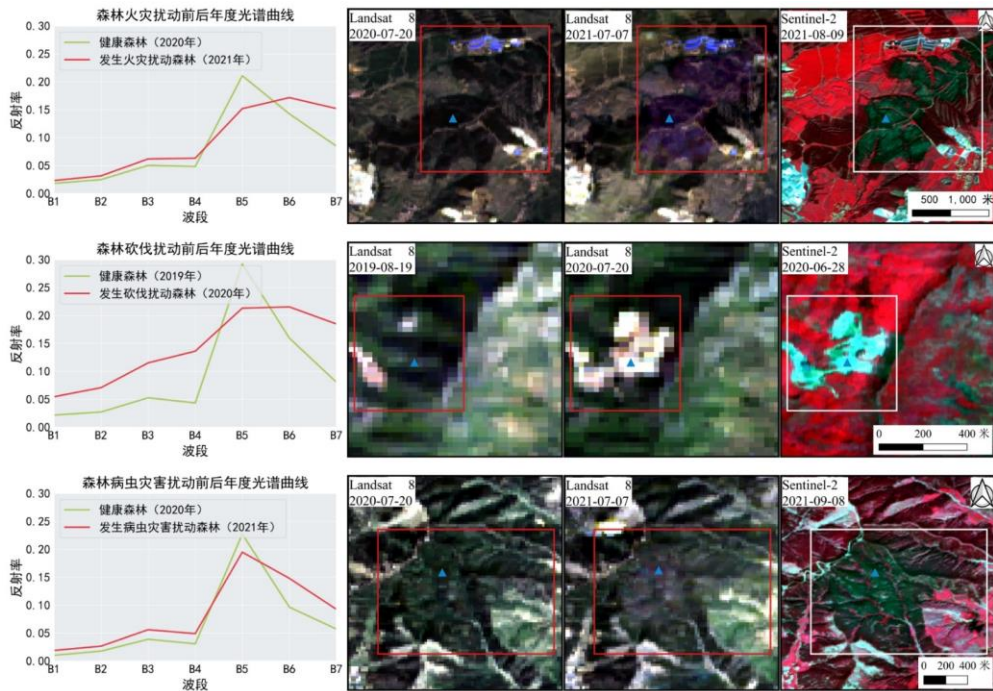


图 2 火灾、砍伐和病虫害森林冠层 Landsat 8 卫星影像光谱曲线对比和影像验证，Landsat 8 卫星影像真彩色合成和 Sentinel-2 卫星影像(RGB:B8\B4\B3)假彩色合成

Fig. 2 Comparison and validation of spectral curves of forest canopy caused by fire, logging, and pest and disease disasters using Landsat 8 satellite imagery, true color synthesis of Landsat 8 satellite imagery, and false color synthesis of Sentinel-2 satellite imagery (RGB: B8 \ B4 \ B3)

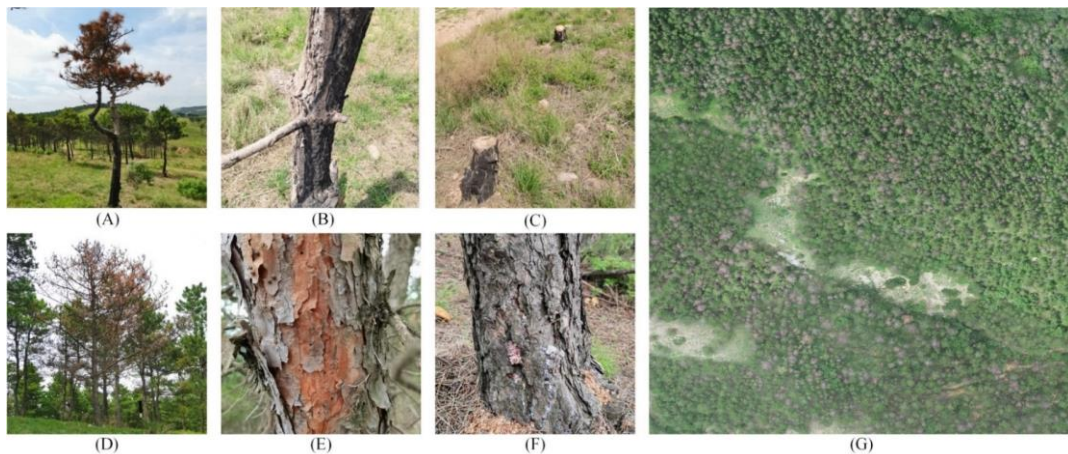


图 3 朝阳市建平县森林火灾、砍伐和病虫害实地核查示例。(A)和(B)为火灾后枯立木，(C)为伐木桩，(D)、(E)、(F)为红脂大小蠹单木和局部图像，图(G)为红脂大小蠹受灾森林“灰色阶段”无人机正射影像

Fig. 3 Examples of on-site inspections of forest fires, logging, and pest and disease disasters in Jianping County, Chaoyang City. (A) and (B) are withered trees after the fire, (C) are logging stakes, (D), (E), and (F) are individual and local images of the red bark beetle, and Figure (G) is a drone orthophoto image of the "gray stage" of the red bark beetle affected forest

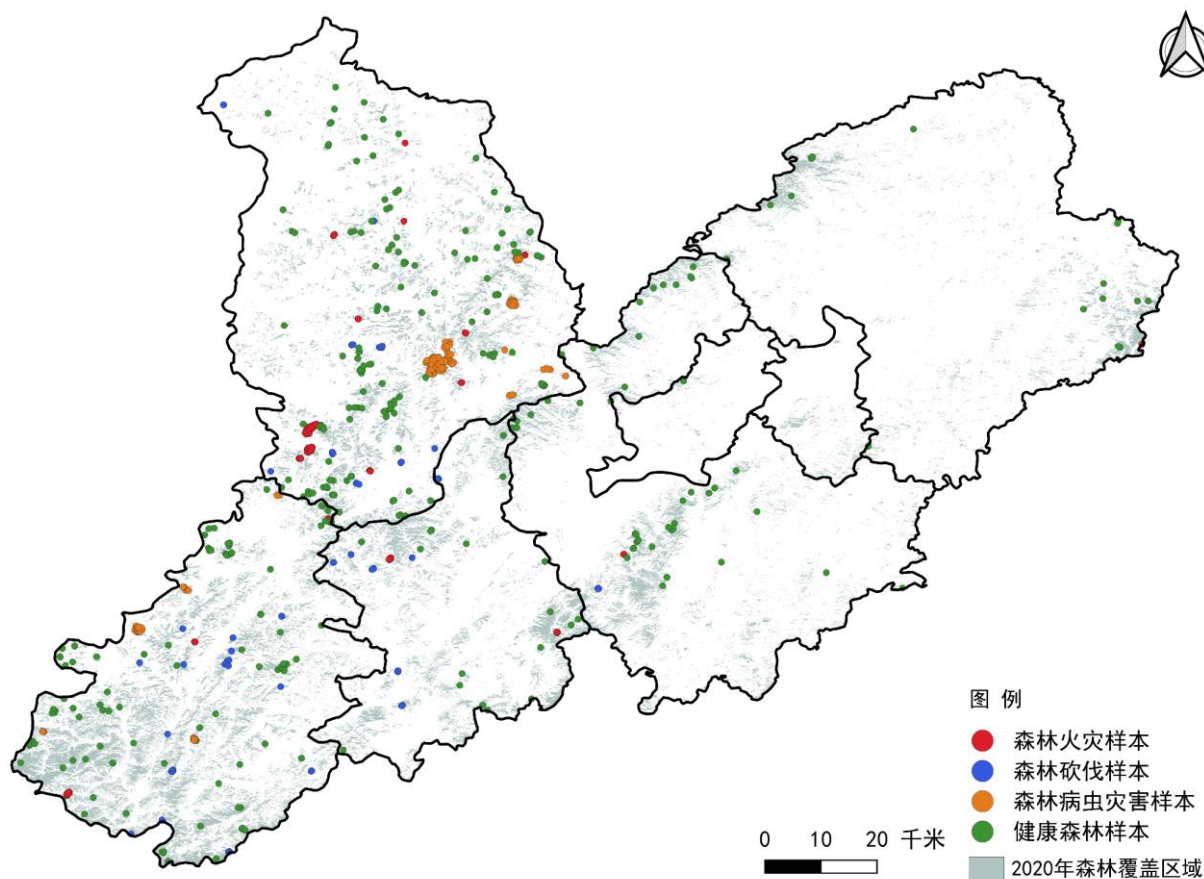


图 4 朝阳市森林扰动样本分布

Fig. 4 Sample distribution of forest disturbance in Chaoyang City

3 研究方法

本文技术路线分为以下四个部分，如图 5 所示。

首先，使用 Landsat 8 时间序列数据构建多种植被指数的年度时间序列数据，并提取研究区域的森林覆盖范围。其次，使用 Landsat 8 卫星影像，通过时序分析方

法，分析森林病虫害与健康森林、火灾和砍伐森林冠层的光谱可分离性。随后，使用 LandTrendr 算法提取多种植被指数的森林扰动信息，构建森林扰动时间-光谱特征数据集；最终，基于相关性分析方法和随机森林算法训练森林病虫害监测模型，提取研究区森林病虫害时空信息。

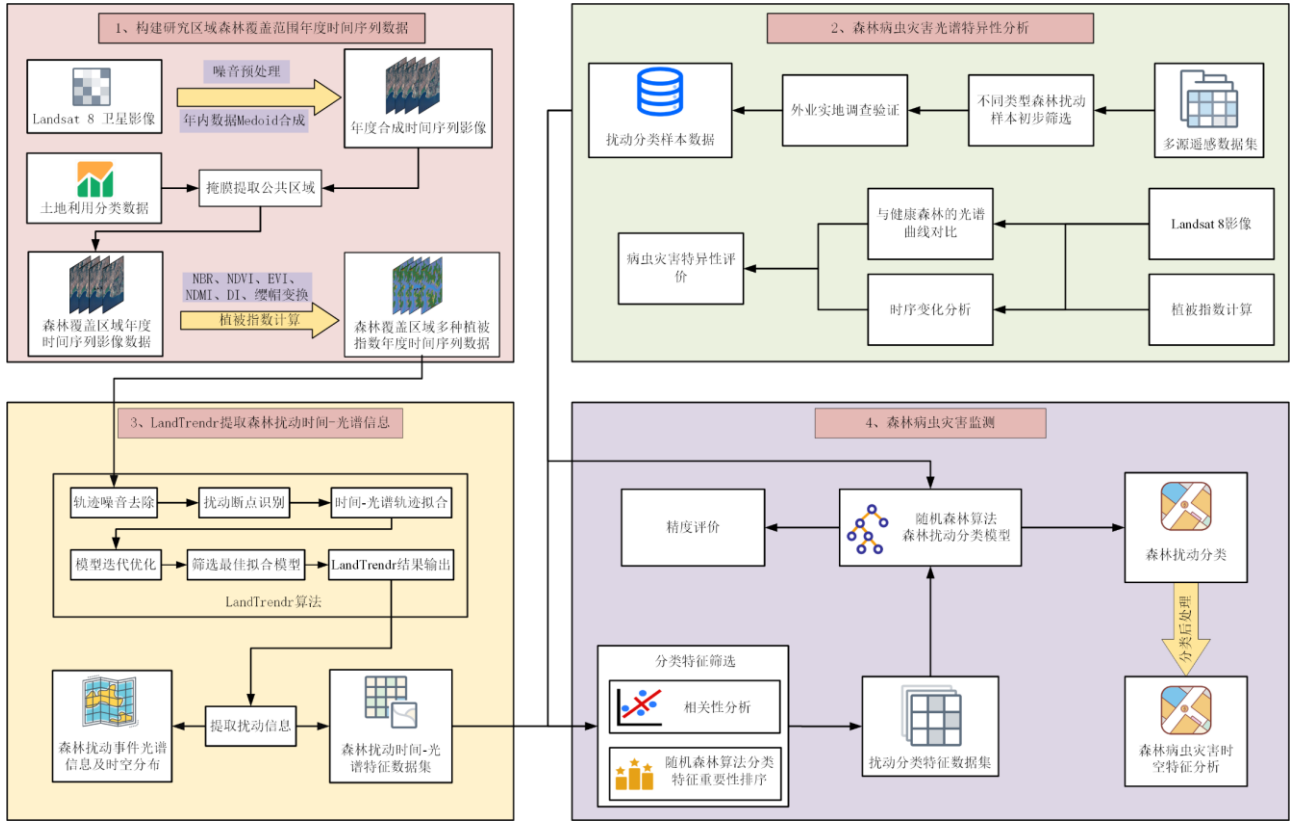


图 5 研究方法框架

Fig. 5 Research methodology framework

3.1 森林扰动冠层光谱特征分析

健康森林在受到不同类型干扰时，其光谱特征随时间变化存在显著差异，主要表现在光谱的变化幅度和持续变化时间两个方面。Landsat 8 卫星影像包括的可见光、近红外、短波红外波段，能够揭示植被叶绿

素含量、细胞结构以及水分含量不同信息，在受到不同的干扰后会表现出较大的差异。本文分析健康森林在发生火灾、砍伐以及病虫害灾害三种扰动后的光谱曲线变化。随后，计算反映植被不同生理信息的植被指数（表 1），分析健康森林发生不同扰动后植被指数的时间轨迹。

表 1 Landsat 8 卫星影像植被指数计算公式

Table 1 Landsat 8 satellite image vegetation index calculation formula

植被指数	计算公式	参考文献
NDVI	$(B5 - B4)/(B5 + B4)$	(Rouse 等, 1974)
EVI	$\frac{B5 - B4}{B5 + 6 \times B4 - 7.5 \times B2 + 1} \times 2.5$	(Liu 等, 1995)
NBR	$(B5 - B7)/(B5 + B7)$	(Key 等, 2006)
NDMI	$(B5 - B6)/(B5 + B6)$	(Gao, 1996)
SIPI	$(B5 - B4)/(B5 - B2)$	(Penuelas 等, 1995)
RGI	$B4/B3$	(Coops 等, 2006)
TCG	$-0.2848 \times B2 - 0.2435 \times B3 - 0.5436 \times B4 + 0.7243 \times B5 + 0.0840 \times B6 - 0.1800 \times B7$	
TCW	$0.1511 \times B2 + 0.1973 \times B3 + 0.3283 \times B4 + 0.3407 \times B5 - 0.7117 \times B6 - 0.4559 \times B7$	(Crist 等, 1984)
TCB	$0.3029 \times B2 + 0.2786 \times B3 + 0.4733 \times B4 + 0.5599 \times B5 + 0.5080 \times B7 + 0.1872 \times B7$	
DI	$TCB - (TCG + TCW)$	(Healey 等, 2005)

3.2 基于 LandTrendr 算法提取森林扰动时序信息

法原理和扰动信息提取的流程图(Kennedy 等, 2018)。

LandTrendr 算法以像元为基本单元, 对时间序列轨迹进行分割和拟合, 可以提取森林扰动和恢复事件的中长期或者短期剧烈变化的时间光谱信息

该算法通过计算每个时间点的残差确定发生扰动的“断点”; 通过分段拟合以及 F 统计量和对应 P 值等统计方法确定模型的最优轨迹 (图 6-A)。

(Kennedy 等, 2012)。图 6 是 GEE 平台 LandTrendr 算

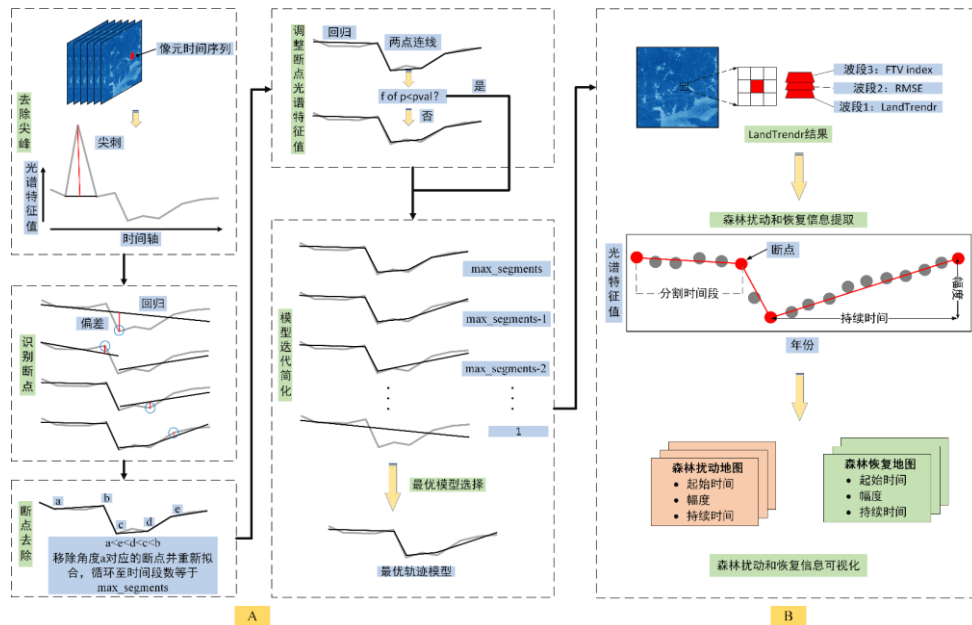


图 6 LandTrendr 算法提取森林扰动信息流程图, (A) LandTrendr 算法原理流程图, (B) 森林扰动信息提取原理流程图

Fig. 6 LandTrender algorithm extraction of forest disturbance information flowchart,(A) LandTrender algorithm principle flowchart,

(B) forest disturbance information extraction principle flowchart

对于 LandTrendr 算法输出的拟合分割轨迹, 依据扰动断点识别情况, 可以提取一系列森林扰动信息, 如图 6-B 所示, 包括扰动发生的起始年份和结束年份以及对应的光谱特征值, 并通过公式(1)和公式(2)计算森林扰动事件对应的持续时间和扰动幅度:

$$Dur = T_{end} - T_{start} \quad (1)$$

$$Mag = V_{start} - V_{end} \quad (2)$$

其中, Dur 为扰动持续时间, T_{start} 为扰动起始年份, T_{end} 为扰动结束年份, Mag 为扰动强度, V_{start} 扰动起始年份的植被指数值, V_{end} 为扰动结束年份的植被指数值。

另外, LandTrendr 算法涉及到多个控制参数, Kennedy 等利用 Timesync 工具详细评估了 LandTrendr 控制文件中的参数, 为 LandTrendr 应用研究提供了参考(Kennedy 等, 2015)。默认参数对于森林病虫害这类弱扰动的识别效果欠佳, 本文使用控制变量法在多个病虫害样地进行测试, 手动对控制参数进行调整以提高 LandTrendr 对弱扰动识别的敏感性, 本研究 LandTrendr 算法的参数如表 2 所示。图 7 为控制参数调整前后, 发生病虫害像元 LandTrendr 分割拟合轨迹对比图。

表 2 LandTrendr 算法控制参数

Table 2 LandTrender algorithm control parameters

参数	描述	值
Max segments	光谱分割轨迹拟合的最大时间段数	6
Spike threshold	控制检测到的扰动大小	0.5
Vertex count overshoot	控制在时间序列中拟合的顶点数量	5
Prevent one year recovery	控制算法是否应阻止在一年内发生的恢复事件被识别为顶点	false
Recovery threshold	控制检测到的恢复的大小	0.5
Pval threshold	如果拟合模型的 p 值超过此阈值, 则认为该像元没有发生变化	0.05
Best model proportion	决定了在选择最优模型时, 需要考虑的模型数量	0.5
Min observations needed	执行输出拟合中需要的最少观测数	4

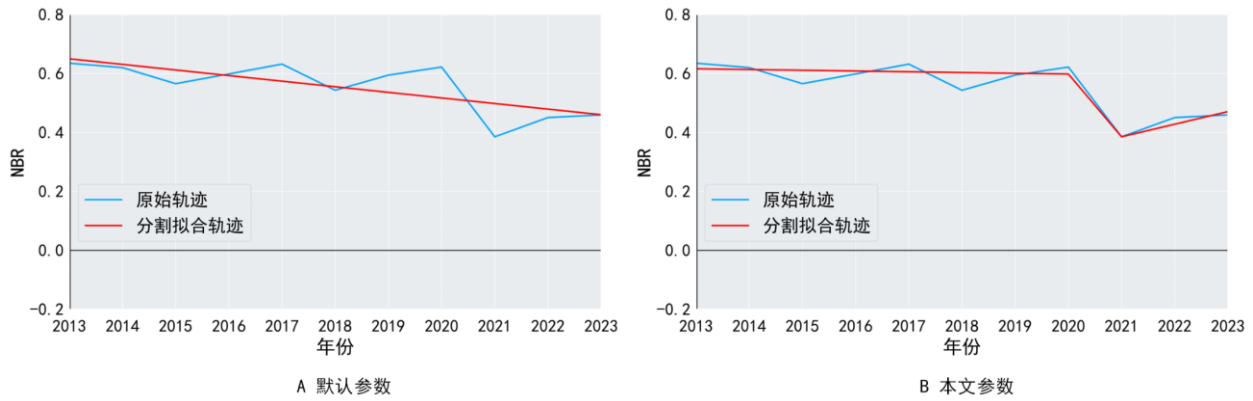


图 7 LandTrender 控制参数调整前后分割拟合轨迹对比，A 是默认参数下 LandTrender 的分割拟合轨迹，B 是本文调整参数下

LandTrender 的分割拟合轨迹

Fig. 7 Comparison of segmentation and fitting trajectories before and after adjusting LandTrender control parameters. A is the segmentation and fitting trajectory of LandTrender under default parameters, B is the segmentation and fitting trajectory of

LandTrender under parameter adjustment in this article

本研究计算表 1 中的植被指数，分别构建年度时序数据并输入 LandTrender 算法用于扰动信息提取。随后，以总体精度(Overall Accuracy, OA)和 Kappa 系数作为评价指标使用滑动阈值方法评价出森林扰动识别的最佳植被指数和对应的最优阈值。主要思路是，使用 LandTrender 算法分别提取每种植被指数时间序列数据的扰动幅度(Mag)后，基于标准森林扰动样本数据的中值和标准差使用阈值滑动法确定出扰动识别的最优扰动幅度 (Mag) 阈值和精度评价结果。其中，设置标准森林扰动样本数据包括 200 个非扰动像素和 200 个扰动像素，设置以中值为中心左右两个标准差的阈值范围。按照上述方法，评价出 LandTrender 算法森林扰动识别最优植被指数，并以其扰动断点识别情况为基准轨迹，分割其余植被指数的时序数据，最终提取多

种植被指数的扰动信息，用于后续的森林扰动分类。

3.3 森林病虫害灾害识别和时空分析

本文选取不同植被指数扰动结束时间的绝对值 (V_{end}) 和扰动幅度 (Mag) 作为森林扰动分类的特征数据。另外，森林病虫害灾害和火灾、砍伐等扰动在持续时间上存在差异，但是通过文献资料和实地走访调查发现，朝阳市病虫害灾害以油松毛虫为主(郭文伟, 2019)且当地政府会及时进行防治干预，因此该地区大部分森林病虫害灾害发生持续时间为一年，使得扰动持续时间指标无法有效区分森林病虫害灾害和其他类型扰动。

本研究使用斯皮尔曼等级相关系数(Spearman's Rank Correlation Coefficient)对特征数据集进行相关性

分析，使用随机森林算法对特征数据集进行重要性评分。随后，筛选出对分类任务重要性更大且特征之间相关性较弱的特征数据。结合分类样本训练随机森林算法的分类器，其中，60%的样本用于训练模型，40%的样本用于精度评价，使用混淆矩阵和 Kappa 系数评估森林扰动分类模型的性能。

4 结果与分析

4.1 森林病虫害光谱特异性分析

森林火灾和砍伐这类剧烈扰动与森林病虫害这类弱扰动相比，年度时序影像的光谱响应幅度存在显著差异。如图 8 所示，基于 Landsat 8 卫星影像绘制健康森林受到火灾、砍伐和病虫害三种干扰后，可见光波段、近红外波段和短波红外波段以及 NBR、TCW、

NDVI 和 SIPI 4 种植被指数的时间序列曲线。发生火灾和砍伐的森林光谱变化更剧烈，发生病虫害的森林光谱变化相对较弱，同时发生火灾和砍伐的森林在近红外和短波红外波段也表现出明显的差异。如图 8-(7)至图 8-(10)，反应植被水分含量信息的 NBR 和 TCW 在发生火灾的森林冠层植被指数降低幅度最大，森林砍伐次之，森林病虫害的植被指数下降最少。反应植被健康状况的 NDVI，砍伐和火灾的下降幅度相比病虫害更大，同时森林砍伐发生后的反应植被叶绿素信息的 SIPI 下降幅度明显大于森林火灾和森林病虫害。这些植被指数在森林受到不同类型的干扰后，可以表现出显著的差异性变化，表明森林冠层光谱特征可以有效区分火灾、砍伐和病虫害三种森林扰动事件。

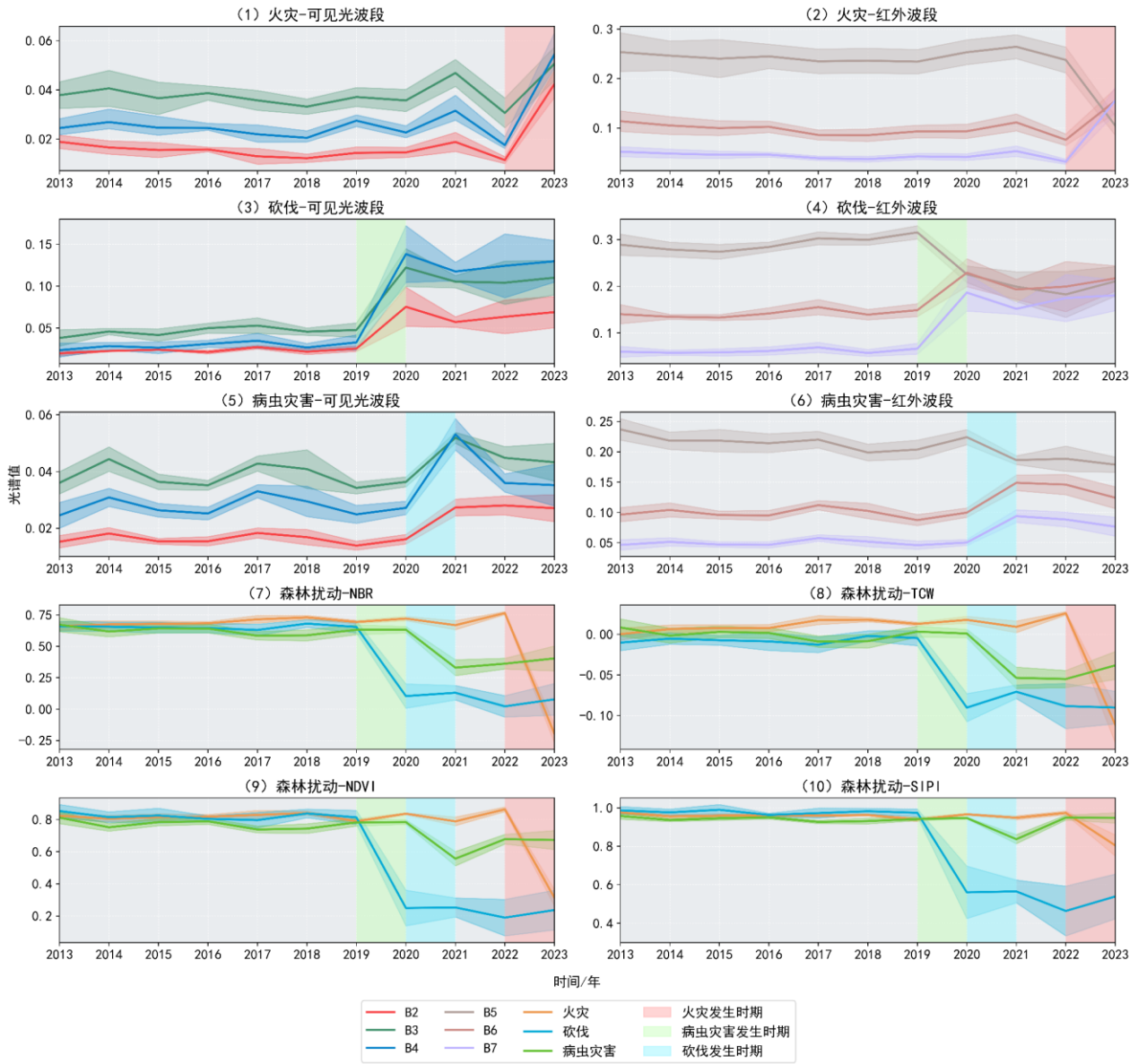


图 8 火灾、砍伐和病虫害三种森林扰动光谱和植被指数差异性分析，子图（1）、（3）、（5）分别为火灾、砍伐和病虫害森林扰动可见光波段的时序轨迹，子图（2）、（4）、（6）分别为火灾、砍伐和病虫害森林扰动红外波段的时序轨迹，子图（7）、（8）、（9）、（10）分别为火灾、砍伐和病虫害三种森林扰动 NBR、TCW、NDVI 和 SIPI 的时序轨迹

Fig. 8 Difference analysis of spectra and vegetation indices for forest disturbances caused by fire, logging, and pest and disease disasters. (1), (3), (5) show the temporal trajectories of visible light bands for forest disturbances caused by fire, logging, and disease and insect disasters, respectively. (2), (4), (6) show the temporal trajectories of infrared bands for forest disturbances caused by fire, logging, and disease and insect disasters, respectively. (7), (8), (9), (10) show the temporal trajectories of NBR, TCW, NDVI, and SIPI for forest disturbances caused by fire, logging, and pest and disease disasters, respectively

4.2 森林扰动时序信息提取结果

4.2.1 精度评价

表 3 是多种植被指数的扰动幅度(Mag)在最优阈值时的森林扰动识别精度评价结果。以 NBR 的扰动幅度(NBR_Mag)为例,使用滑动阈值法计算森林扰动识别最优阈值和精度。如图 9 所示,当达到最优阈值时,森林扰动识别的 Kappa 系数和总体精度(OA)达到最大(Grogan 等, 2015)。NBR、NDWI 和 TCW 三种揭示水分信息的植被指数的扰动识别精度最优。本研究以 NBR 时序数据作为扰动断点识别的基准数据,以此断点识别结果分割多种植被指数的年度时序数据,构建森林扰动分类特征数据集。

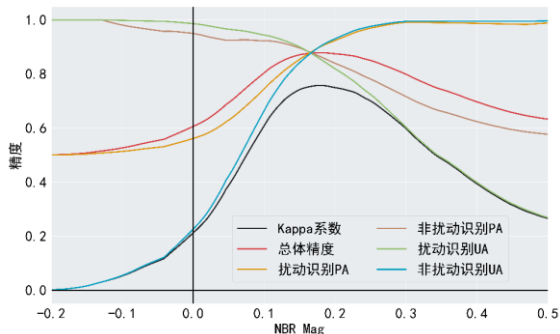


图 9 基于 NBR 的滑动阈值法确定森林扰动识别的最佳阈值和精度评价

Fig. 9 Determining the optimal threshold and accuracy

evaluation for forest disturbance identification using NBR based sliding threshold method

4.2.2 森林扰动时空制图

图 10 是朝阳市森林扰动发生起始时间制图,图中 A 和 B 分别为发生强扰动和弱扰动的森林区域,图 10-A2 和图 10-B2 经过更高空间分辨率影像 (Sentinel-2 卫星影像) 的时序分析和实地走访调查验证, A 和 B 分别是在 2023 年发生的森林火灾和 2021 年发生的红脂大小蠹。对比图 10-A3 和图 10-B3 可以发现, LandTrendr 算法可以有效地识别不同强弱程度森林扰动事件,同时也可以准确地提取到扰动的光谱时间变化信息。

表 3 基于 LandTrendr 算法使用不同植被指数的森林扰动识别最佳阈值和精度评价结果

Table 3 The best threshold and accuracy evaluation results for forest disturbance identification using different vegetation

indices based on LandTrender algorithm

植被指数	阈值	是否扰动	PA	UA	OA	Kappa																																																																																						
NBR	0.190	扰动	0.934	0.845	0.893	0.785																																																																																						
		非扰动	0.858	0.940			NDMI	0.153	扰动	0.909	0.845	0.880	0.760	非扰动	0.855	0.915	TCW	0.038	扰动	0.908	0.835	0.875	0.750	非扰动	0.847	0.915	NDVI	0.114	扰动	0.831	0.810	0.823	0.645	非扰动	0.815	0.835	TCG	0.031	扰动	0.741	0.715	0.733	0.465	非扰动	0.725	0.750	SIPI	0.044	扰动	0.721	0.710	0.718	0.435	非扰动	0.714	0.725	EVI	0.064	扰动	0.665	0.745	0.685	0.37	非扰动	0.710	0.625	DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245	非扰动	0.575	0.94	RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503
NDMI	0.153	扰动	0.909	0.845	0.880	0.760																																																																																						
		非扰动	0.855	0.915			TCW	0.038	扰动	0.908	0.835	0.875	0.750	非扰动	0.847	0.915	NDVI	0.114	扰动	0.831	0.810	0.823	0.645	非扰动	0.815	0.835	TCG	0.031	扰动	0.741	0.715	0.733	0.465	非扰动	0.725	0.750	SIPI	0.044	扰动	0.721	0.710	0.718	0.435	非扰动	0.714	0.725	EVI	0.064	扰动	0.665	0.745	0.685	0.37	非扰动	0.710	0.625	DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245	非扰动	0.575	0.94	RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990						
TCW	0.038	扰动	0.908	0.835	0.875	0.750																																																																																						
		非扰动	0.847	0.915			NDVI	0.114	扰动	0.831	0.810	0.823	0.645	非扰动	0.815	0.835	TCG	0.031	扰动	0.741	0.715	0.733	0.465	非扰动	0.725	0.750	SIPI	0.044	扰动	0.721	0.710	0.718	0.435	非扰动	0.714	0.725	EVI	0.064	扰动	0.665	0.745	0.685	0.37	非扰动	0.710	0.625	DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245	非扰动	0.575	0.94	RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990																
NDVI	0.114	扰动	0.831	0.810	0.823	0.645																																																																																						
		非扰动	0.815	0.835			TCG	0.031	扰动	0.741	0.715	0.733	0.465	非扰动	0.725	0.750	SIPI	0.044	扰动	0.721	0.710	0.718	0.435	非扰动	0.714	0.725	EVI	0.064	扰动	0.665	0.745	0.685	0.37	非扰动	0.710	0.625	DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245	非扰动	0.575	0.94	RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990																										
TCG	0.031	扰动	0.741	0.715	0.733	0.465																																																																																						
		非扰动	0.725	0.750			SIPI	0.044	扰动	0.721	0.710	0.718	0.435	非扰动	0.714	0.725	EVI	0.064	扰动	0.665	0.745	0.685	0.37	非扰动	0.710	0.625	DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245	非扰动	0.575	0.94	RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990																																				
SIPI	0.044	扰动	0.721	0.710	0.718	0.435																																																																																						
		非扰动	0.714	0.725			EVI	0.064	扰动	0.665	0.745	0.685	0.37	非扰动	0.710	0.625	DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245	非扰动	0.575	0.94	RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990																																														
EVI	0.064	扰动	0.665	0.745	0.685	0.37																																																																																						
		非扰动	0.710	0.625			DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245	非扰动	0.575	0.94	RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990																																																								
DI	0.100	扰动	0.835	0.305	0.623	0.245																																																																																						
		非扰动	0.575	0.94			RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060	非扰动	0.516	0.965	TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990																																																																		
RGI	0.249	扰动	0.731	0.095	0.530	0.060																																																																																						
		非扰动	0.516	0.965			TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005	非扰动	0.501	0.990																																																																												
TCB	0.113	扰动	0.600	0.015	0.503	0.005																																																																																						
		非扰动	0.501	0.990																																																																																								

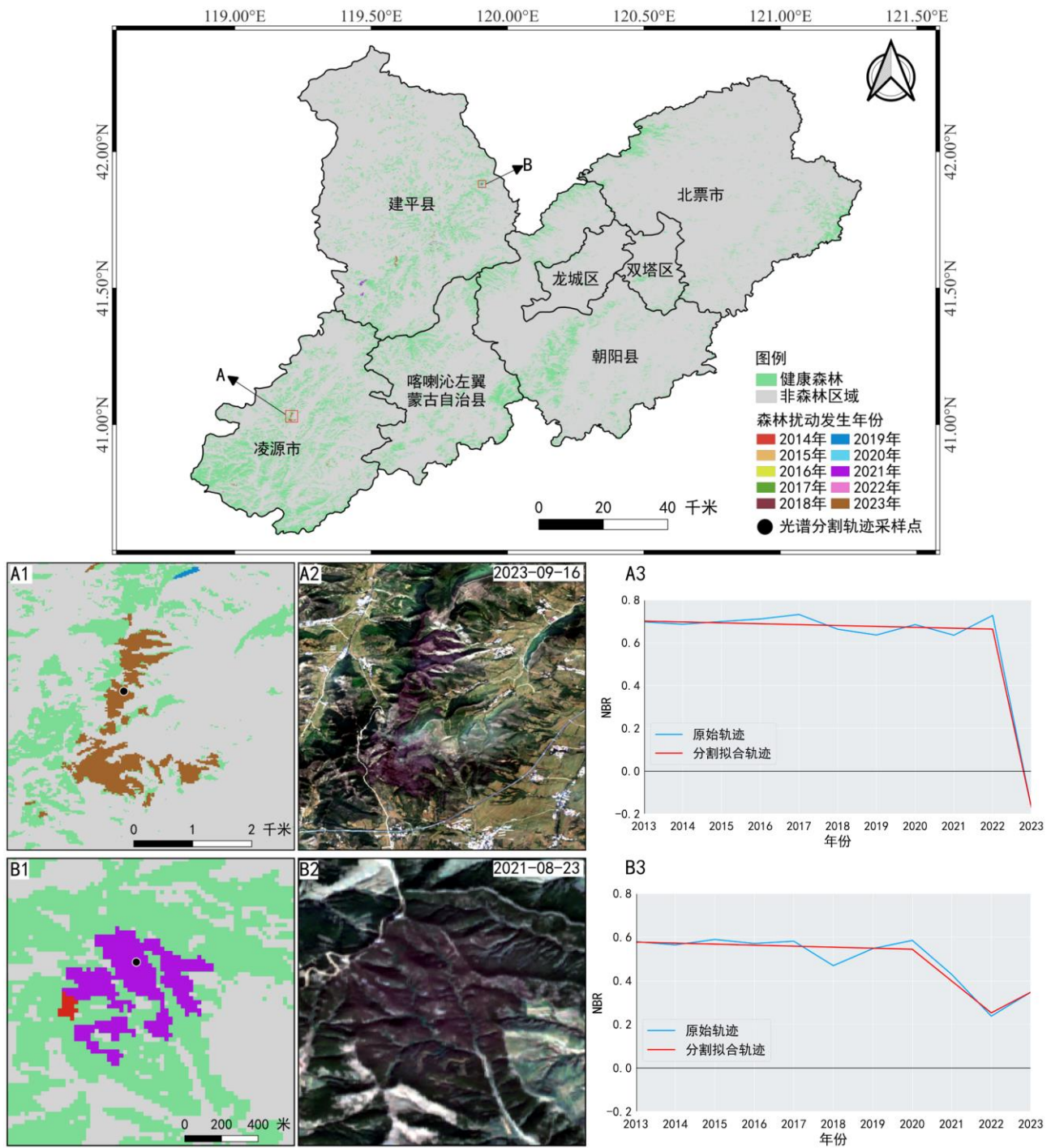


图 10 朝阳市森林扰动时空信息，A 为森林强扰动（2023 年火灾），B 为森林弱扰动（2021 年病虫害灾害），子图 A1、B1 分别为强扰动和弱扰动发生起始时间，子图 A2、B2 分别为强扰动和弱扰动发生区域的 Sentinel-2 真彩色影像，子图 A3、B3 分别为强扰动和弱扰动的 LandTrendr 光谱分割拟合轨迹

Fig. 10 The spatiotemporal information of forest disturbance in Chaoyang, where A represents strong forest disturbance (fire in 2023) and B represents weak forest disturbance (pest and disease disasters in 2021), A1 and B1 represent the start time of strong and weak disturbance occurrence, A2 and B2 represent Sentinel-2 true color images of the areas where strong and weak disturbances occur, and A3 and B3 represent the LandTrendr spectral segmentation fitting trajectories of strong and weak disturbances, respectively

4.3 森林病虫害识别

4.3.1 精度评价

森林扰动分类的精度评价结果如表 4 所示, Kappa 系数为 0.850, 总体精度为 0.891。分类精度证明本研究方法可以有效地区分不同森林扰动事件, 从而提取出森林病虫害的空间信息。具体而言, 森林火灾和砍伐的分类效果更好, 森林病虫害和健康森林的分类效果也比较不错, 但通过混淆矩阵可以发现, 存在小部分健康森林错分为病虫害的现象。

4.3.2 森林扰动分类模型

图 11 是分类特征在不同扰动样本特征值的分布情况。可以发现, 本研究选取的分类特征在不同扰动事件的数据分布情况存在明显差异, 这证明了时间-光谱特征数据可以有效的区分森林扰动事件。本研究使用斯皮尔曼秩相关系数对分类特征进行相关性分析并使用随机森林算法进行重要性评价, 结果如图 12 所示。以此为基础, 本研究筛选出特征之间相关性更弱且重要性评分更高的分类特征用在最终的模型输入。

表 4 不同类型森林扰动事件分类精度评价

Table 4 Evaluation of classification accuracy for different types of forest disturbance events

	火灾	砍伐	病虫害	健康	PA	UA	OA	Kappa
火灾	92	2	9	4	0.860	0.968		
砍伐	3	86	1	0	0.956	0.977		
病虫害	6	0	176	31	0.826	0.917	0.891	0.850
健康	0	0	6	148	0.961	0.809		
总计	95	88	192	183				

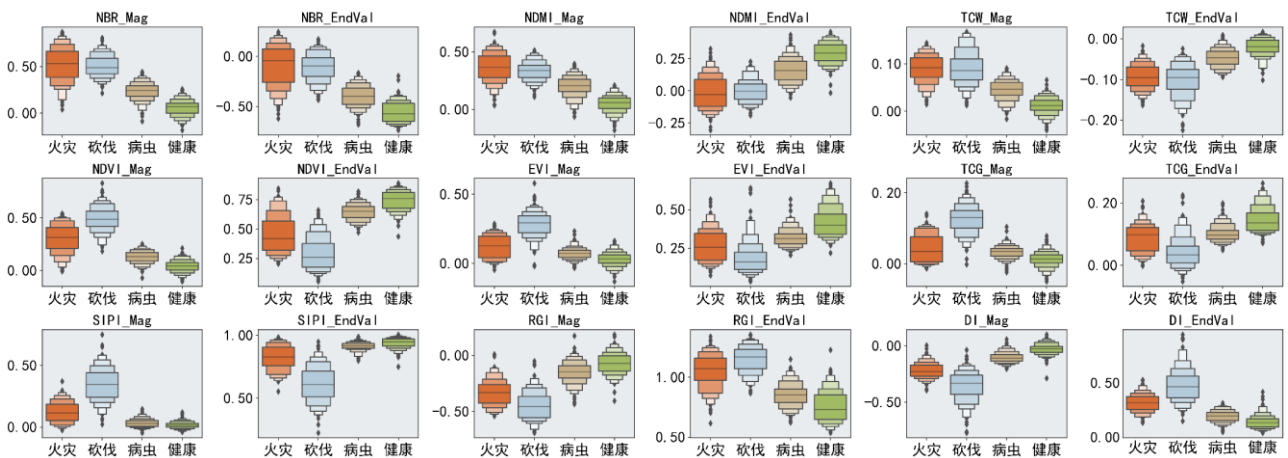


图 11 森林扰动分类特征在不同扰动事件的数据分布箱线图

Fig. 11 Box plots of data distribution of forest disturbance classification features in different disturbance events

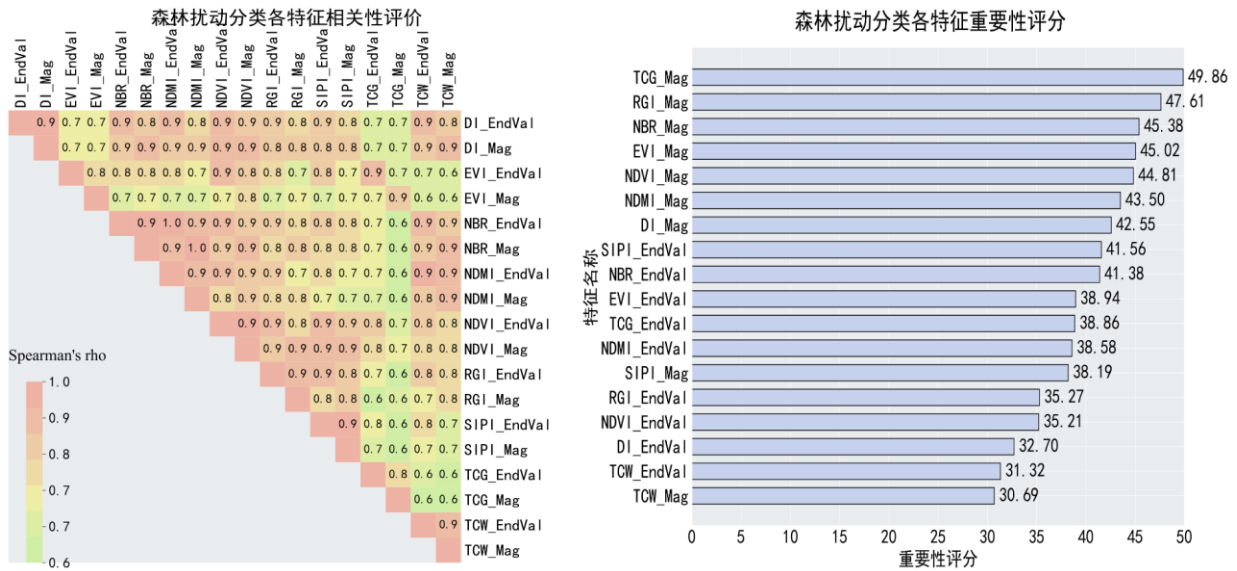


图 12 森林扰动分类特征优化筛选：分类特征相关性分析，基于随机森林算法的分类特征重要性评价

Fig. 12 Optimization and screening of forest disturbance classification features: correlation analysis of classification features, importance evaluation of classification features based on random forest algorithm

4.3.3 森林病虫害灾害识别结果

图 13 为朝阳市森林扰动分类结果，其中 A、B、C 分别为森林火灾、砍伐以及病虫害，通过 Landsat 8 卫星影像对比扰动发生前后的变化，并使用 GF-2 卫星影像进行验证。值得一提的是，A、B、C 均未包含

在训练样本中，A 区域是 2023 年发生的森林火灾、B 区域为 2023 年发生的松毛虫灾害、C 为 2022 年发生的森林砍伐。通过对比真实影像和模型检测结果，可以证明本研究的森林扰动分类取得不错的效果。

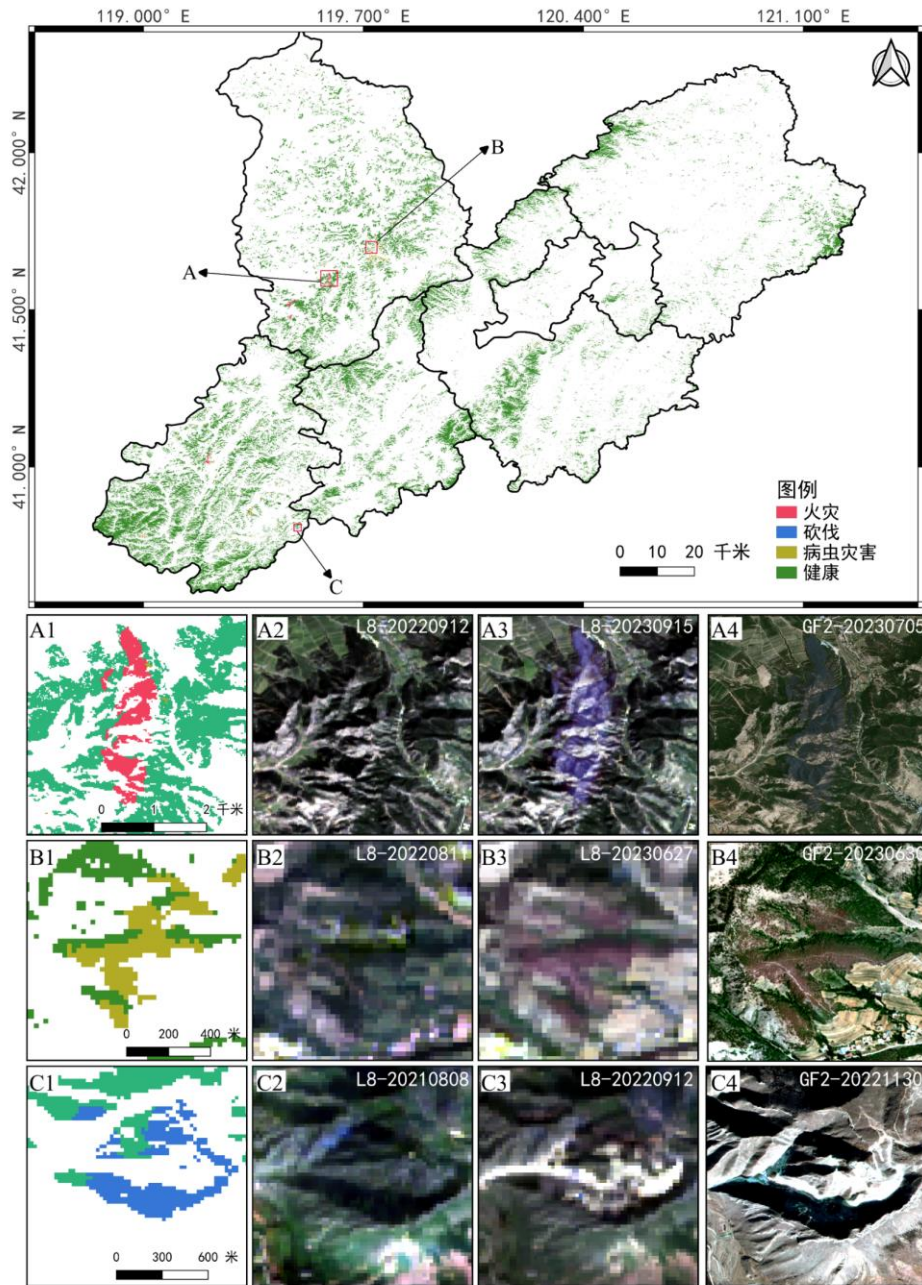


图 13 朝阳市森林扰动分类结果，A 为 2023 年火灾，B 为 2023 年松毛虫灾害，C 为 2022 年砍伐。子图 A1、B1、C1 为火灾、病虫害、砍伐分类结果，子图 A2、B2、C2 为火灾、病虫害、砍伐发生前一年 Landsat 8 卫星真彩色影像，子图 A3、B3、C3 为火灾、病虫害、砍伐发生当年 Landsat 8 卫星真彩色影像，子图 A4、B4、C4 为火灾、病虫害、砍伐发生当年高分二号卫星真彩色影像

Fig. 13 The classification results of forest disturbance in Chaoyang show that A is the fire in 2023, B is the pine caterpillar disaster in 2023, and C is the logging in 2022. A1, B1, C1 show the classification results of fires, pest and disease disasters, and logging. A2, B2, C2 show the true color images of Landsat 8 in the year before the occurrence of fires, pest and disease disasters, and logging. A3, B3, C3 show the true color images of Landsat 8 in the year of the occurrence of fires, pest and disease disasters, and logging. A4, B4, C4 show the true color images of Gaofen-2 in the year of the occurrence of fires, pest and disease disasters, and logging

4.3.4 森林病虫害灾害时空特征分析

如图 14 所示，是朝阳市森林扰动面积的总体和分类的逐年统计和分区统计结果。在空间上，朝阳市扰动主要发生在西部的建平县和凌源市，其扰动发生面积占全市总扰动面积的 64.38%。从时间角度来看，

朝阳市森林扰动发生面积整体上呈现上升的趋势且 2023 年明显升高。从森林扰动类型的角度来看，朝阳市森林扰动以病虫害灾害为主，发生面积占所有扰动面积的 75.22%。

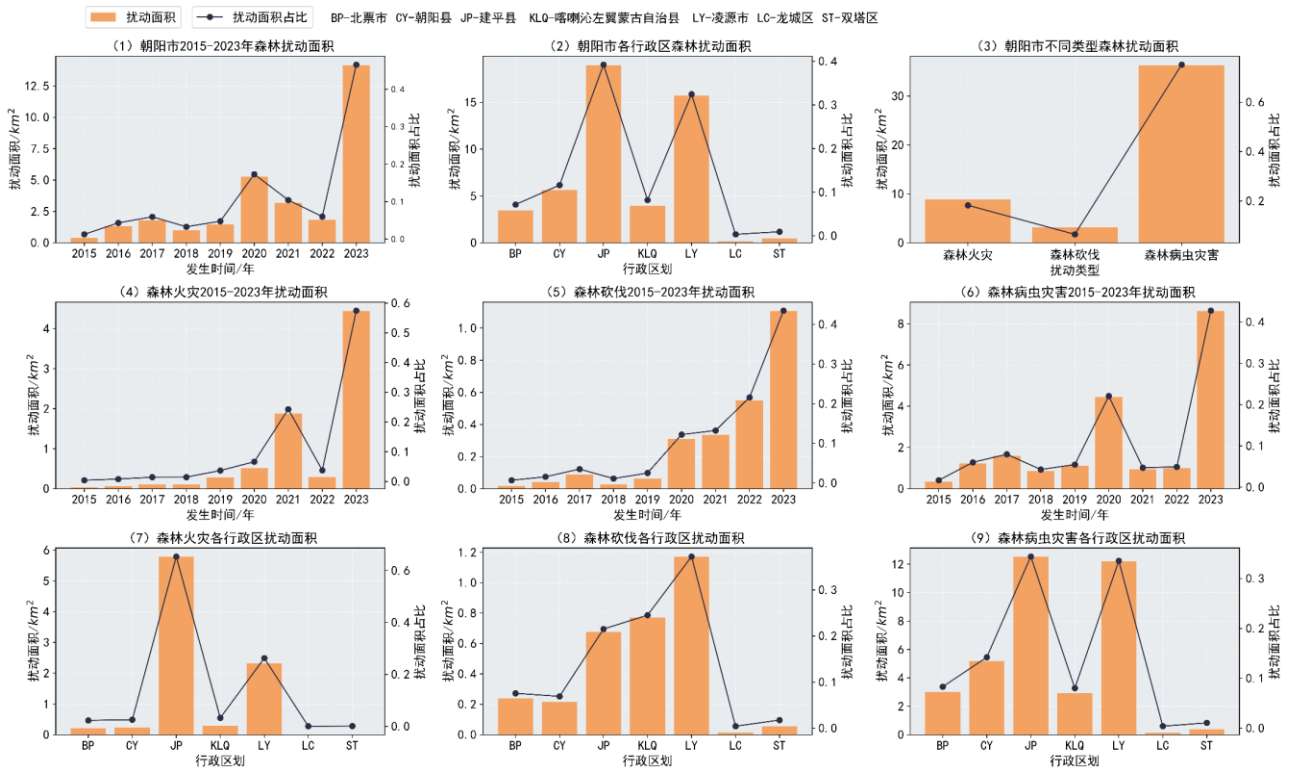


图 14 朝阳市森林扰动发生面积时空统计。(1)、(2)、(3) 分别为朝阳市时序、各行政区和不同类型扰动面积，(4)、(5)、(6) 分别为森林火灾、砍伐和病虫害时序扰动面积，(7)、(8)、(9) 分别为森林火灾、砍伐和病虫害各行政区扰动面积

Fig. 14 The spatiotemporal statistics of forest disturbance occurrence area in Chaoyang. (1), (2), (3) represent the time series, administrative regions, and different types of disturbance areas in Chaoyang, (4), (5), (6) represent the time series areas of forest fires, logging, and pest and disease disasters, (7), (8), (9) represent the areas of forest fires, logging, and pest and disease disasters in each administrative region, respectively

结合图 13 和图 14，在空间分布上，三种类型的扰动均主要发生在西部的建平县和凌源市。从时间变化来看，2015 年开始，朝阳市的 3 种森林扰动的发生

面积均呈现上升趋势。其中，朝阳市 2023 年的火灾面积发生大幅度上升与建平县以及凌源市分别发生了一场大面积森林火灾相关。同时，朝阳市森林病虫害

表现出“间歇性”爆发的现象。从 2015 年开始，每隔两年会出现一次大面积的病虫害爆发，以 2020 年和 2023 年最为明显。

5 讨论

本研究针对如何准确识别区域性森林病虫害时空扰动的问题，提出了一套基于卫星时序光谱特征的森林病虫害时空监测方法。该方法可以排除火灾、砍伐等强扰动并准确的提取出森林病虫害发生的时空信息。

5.1 森林扰动信息提取准确性

LandTrendr 算法“断点”的识别情况决定了森林扰动时序信息提取的准确性。一般情况下，光谱变化幅度大的森林强扰动“断点”更容易被识别，森林病虫害光谱变化幅度较小，LandTrendr 算法存在忽略掉正确的“断点”的现象。本文通过调整控制参数提升了 LandTrendr 算法对扰动监测的敏感性，以此提升森林病虫害扰动信息提取的准确性。将“Recovery threshold”参数由默认的 0.25 调整至 0.5，“Best model proportion”参数由默认的 0.75 调整为 0.5 后，森林病虫害的光谱轨迹的断点识别的准确性得到了显著的提升（图 7）。此外，不同的植被指数也会影响 LandTrendr 算法对“断点”识别的准确性，表 3 的森林扰动识别精度评价结果证明不同的植被指数的时序轨

迹对扰动的识别存在很大影响。因此，本研究通过滑动阈值的方法选取出扰动识别最优的植被指数(NBR)，并以 NBR 时序数据分割的扰动“断点”结果为基准，分割剩余植被指数时序数据，最大程度地保证森林扰动时序信息的准确性。

5.2 时序光谱特征监测森林病虫害的能力

本文分析不同森林扰动的冠层光谱及其时序变化的差异性，实现对森林病虫害的识别。通过分析火灾、砍伐以及病虫害三种扰动的影像波段和多种植被指数的时序特征，我们证明不同扰动的冠层光谱特征存在显著的差异，尤其是时序光谱特征显著的提升了森林扰动分类的精度。通过图 8 发现选取的植被指数不仅在病虫害和强扰动之间存在显著差异，也能有效地区分森林火灾和砍伐。朝阳市的森林扰动分类结果，Kappa 为 0.850，OA 为 0.891，证明森林冠层光谱时序特征准确提取森林病虫害的有效性。

6 结论

本文进行了森林病虫害时空监测研究，分析了时序光谱特征对不同森林扰动的区分能力，提出了一套森林病虫害时空监测方法。以辽宁省朝阳市为研究区，该方法可以准确提取扰动发生的时空信息（OA=0.893，Kappa=0.785），并可以有效地识别出森林病虫害（OA=0.919，Kappa=0.890）。

研究发现：(1)卫星影像时序光谱特征可以显著提升不同森林扰动的区分效果，可以作为景观尺度下森林病虫害识别的依据。(2)时序卫星影像可以有效地识别森林扰动并提取不同类型森林扰动信息，本研究的扰动识别和扰动分类总体精度分别为0.893和0.891。(3)朝阳市的森林病虫害主要发生在西部的建平县和凌源市，发生面积占全市病虫害发生面积的67.97%；朝阳市森林扰动以病虫害为主，发生面积占扰动总发生面积的75.22%；在时间维度上，朝阳市森林病虫害存在“间歇性”爆发现象。

本研究监测了朝阳市森林病虫害等扰动时空发生情况，可以为森林经营管理提供数据支持。本研究方法实现主要依赖研究区内卫星影像的可用性和森林扰动类型。根据不同地区的气候特点和树种类型选择合适的年内时间窗口以合成无云影像，根据森林扰动类型分析其不同光谱特征及时间变化的可分离性，本研究方法可以为不同地区森林病虫害识别提供方法借鉴。

参考文献(References)

Abdullah H M, Mohana N T, Khan B M, Ahmed S M, Hossain M, Islam K S, Redoy M H, Ferdush J, Bhuiyan M A H B, Hossain M M, Ahamed T. 2023 Present and future scopes and challenges of plant pest and disease (P&D) monitoring: R

emote sensing, image processing, and artificial intelligence perspectives. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 32: 100996 [DOI:10.1016/j.rsase.2023.100996]

Abdullah H, Skidmore A K, Darvishzadeh R, Heurich M. 2019 Timing of red-edge and shortwave infrared reflectance critical for early stress detection induced by bark beetle (*Ips typographus*, L.) attack. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 82: 101900 [DOI:10.1016/j.jag.2019.101900]

Cao C, Xu M, He Q, Zhang H. 2009 The trend of applying multi-source remote sensing data to forest health research. *National Remote Sensing Bulletin*, 13(s1): 401-407 (曹春香, 徐敏, 何祺胜, 张颢. 2009. 多源遥感数据应用于森林健康研究的趋势. *遥感学报*, 13(s1): 401-407)

Chávez R O, Rocco R, Gutiérrez Á G, Dörner M, Estay S A. 2019 A Self-Calibrated Non-Parametric Time Series Analysis Approach for Assessing Insect Defoliation of Broad-Leaved Deciduous *Nothofagus pumilio* Forests. *Remote Sensing*, 11(2): 204 [DOI:10.3390/rs11020204]

Chen G, Zhong C, Li M, Yu Z, Liu X, Jia M. 2022 Disturbance of mangrove forests in Guangxi Beilun Estuary during 1990—2020. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(6): 1112-1120 (陈高, 钟才荣, 李明玉, 余洲, 刘心雨, 贾明明. 2022. 1990年—2020年广西北仑河口红树林扰动研究. *遥感学报*, 26(6):

- 1112-1120) [DOI:10.11834/jrs.20221579]
- Cohen W B, Goward S N. 2004 Landsat's Role in Ecological Applications of Remote Sensing. *BioScience*, 54(6): 535-545 [DOI:10.1641/0006-3568(2004)054[0535:LRIEAO]2.0.CO;2]
- Cooke B J, Nealis V G, Régnière J. 2021. Chapter Twelve - Insect defoliators as periodic disturbances in northern forest ecosystems.[M]//Johnson E A, Miyanishi K. *Plant Disturbance Ecology (Second Edition)*. San Diego: Academic Press: 423-461 [2023-12-20]. [DOI:10.1016/B978-0-12-818813-2.00012-5].
- Coops N C, Johnson M, Wulder M A, White J C. 2006 Assessment of QuickBird high spatial resolution imagery to detect red attack damage due to mountain pine beetle infestation. *Remote Sensing of Environment*, 103(1): 67-80 [DOI:10.1016/j.rse.2006.03.012]
- Crist E P, Cicone R C. 1984 A Physically-Based Transformation of Thematic Mapper Data—The TM Tasseled Cap. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-22(3): 256-263 [DOI:10.1109/TGRS.1984.350619]
- Duarte A, Borralho N, Cabral P, Caetano M. 2022 Recent Advances in Forest Insect Pests and Diseases Monitoring Using UAV-Based Data: A Systematic Review. *Forests*, 13: 911 [DOI:10.3390/f13060911]
- Flood N. 2013 Seasonal Composite Landsat TM/ETM+ Images Using the Medoid (a Multi-Dimensional Median). *Remote Sensing*, 5(12): 6481-6500 [DOI:10.3390/rs5126481]
- Gao B. 1996 NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3): 257-266 [DOI:10.1016/S034-4257(96)00067-3]
- Grogan K, Pflugmacher D, Hostert P, Kennedy R, Fensholt R. 2015 Cross-border forest disturbance and the role of natural rubber in mainland Southeast Asia using annual Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 169: 438-453 [DOI:10.1016/j.rse.2015.03.001]
- Guo W. 2019 Occurrence and Control of *Dendrolimus Tabulaeformis* in Chaoyang Area. *Agricultural Science & Technology and Equipment*(1): 28-29+37 (郭文伟. 2019. 朝阳地区油松毛虫的发生与防治. *农业科技与装备*(1): 28-29+37) [DOI:10.16313/j.cnki.nykjyzb.2019.01.012]
- Healey S P, Cohen W B, Zhiqiang Y, Krankina O N. 2005 Comparison of Tasseled Cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection. *Remote Sensing of Environment*, 97(3): 301-310 [DOI:10.1016/j.rse.2005.05.009]
- Heuss M, D'Amato A W, Dodds K J. 2019 Northward expansion of southern pine beetle generates significant alterations to forest structure and composition of globally rare *Pinus rigida* forests. *Forest Ecology and Management*, 434: 119-130 [DOI:10.1016/j.foreco.2018.12.015]

- Hilker T, Wulder M A, Coops N C, Linke J, McDermid G, Mas
ek J G, Gao F, White J C. 2009 A new data fusion model f
or high spatial- and temporal-resolution mapping of forest dis
turbance based on Landsat and MODIS. *Remote Sensing of*
Environment, 113(8): 1613-1627 [DOI:10.1016/j.rse.2009.03.00
7]
- Hu S, Pang Y, Meng S, Yue C. 2020 Annual Forest Disturbance
Detection Using Time Series Landsat 8 OLI Data. *Forest Res*
earch, 33(6): 65-72 (胡圣元, 庞勇, 蒙诗栎, 岳彩荣. 2020. 时
间序列 Landsat 8 OLI 数据森林年扰动检测. *林业科学研究*, 3
3(6): 65-72) [DOI:10.13275/j.cnki.lykxyj.2020.06.008]
- Jiang X, Zhen J, Miao J, Zhao D, Shen Z, Jiang J, Gao C, Wu
G, Wang J. 2022 Newly-developed three-band hyperspectral v
egetation index for estimating leaf relative chlorophyll content
of mangrove under different severities of pest and disease.
Ecological Indicators, 140: 108978 [DOI:10.1016/j.ecolind.202
2.108978]
- Kennedy R E, Yang Z, Braaten J, Copass C, Antonova N, Jordan
C, Nelson P. 2015 Attribution of disturbance change agent f
rom Landsat time-series in support of habitat monitoring in t
he Puget Sound region, USA. *Remote Sensing of Environme*
nt, 166: 271-285 [DOI:10.1016/j.rse.2015.05.005]
- Kennedy R E, Yang Z, Cohen W B, Pfaff E, Braaten J, Nelson
P. 2012 Spatial and temporal patterns of forest disturbance an
d regrowth within the area of the Northwest Forest Plan. *Re*
 mote Sensing of Environment, 122: 117-133 [DOI:10.1016/j.rs
e.2011.09.024]
- Kennedy R E, Yang Z, Gorelick N, Braaten J, Cavalcante L, Coh
en W B, Healey S. 2018 Implementation of the LandTrendr
Algorithm on Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 10(5):
691 [DOI:10.3390/rs10050691]
- Key C, Benson N. 2006. Landscape Assessment: Ground measure
of severity, the Composite Burn Index; and Remote sensing
of severity, the Normalized Burn Ratio.[M]//FIREMON: Fire
Effects Monitoring and Inventory System. LA 1-51.
- Li Y, Wu Z, Xu X, Fan H, Tong X, Liu J. 2021 Forest disturba
nces and the attribution derived from yearly Landsat time ser
ies over 1990–2020 in the Hengduan Mountains Region of S
outhwest China. *Forest Ecosystems*, 8(1): 73 [DOI:10.1186/s4
0663-021-00352-6]
- Liu H Q, Huete A. 1995 A feedback based modification of the
NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise.
IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 33
(2): 457-465 [DOI:10.1109/TGRS.1995.8746027]
- Meddens A J H, Hicke J A, Vierling L A, Hudak A T. 2013 Ev
aluating methods to detect bark beetle-caused tree mortality u
sing single-date and multi-date Landsat imagery. *Remote Sens*
ing of Environment, 132: 49-58 [DOI:10.1016/j.rse.2013.01.00

- 2]
- Meigs G W, Kennedy R E, Cohen W B. 2011 A Landsat time series approach to characterize bark beetle and defoliator impacts on tree mortality and surface fuels in conifer forests. *Remote Sensing of Environment*, 115(12): 3707-3718 [DOI:10.1016/j.rse.2011.09.009]
- Meigs G W, Kennedy R E, Gray A N, Gregory M J. 2015 Spatiotemporal dynamics of recent mountain pine beetle and western spruce budworm outbreaks across the Pacific Northwest Region, USA. *Forest Ecology and Management*, 339: 71-86 [DOI:10.1016/j.foreco.2014.11.030]
- Millar C I, Stephenson N L. 2015 Temperate forest health in an era of emerging megadisturbance. *Science*, 349(6250): 823-826 [DOI:10.1126/science.aaa9933]
- Muñoz E, Zozaya A, Lindquist E. 2020 Satellite Remote Sensing of Forest Degradation using NDFI and the BFAST Algorithm. *IEEE Latin America Transactions*, 18(07): 1288-1295 [DOI:10.1109/TLA.2020.9099771]
- Neigh C S R, Bolton D K, Diabate M, Williams J J, Carvalhais N. 2014 An Automated Approach to Map the History of Forest Disturbance from Insect Mortality and Harvest with Landsat Time-Series Data. *Remote Sensing*, 6(4): 2782-2808 [DOI:10.3390/rs6042782]
- Pasquarella V J, Arévalo P, Bratley K H, Bullock E L, Gorelick N, Yang Z, Kennedy R E. 2022 Demystifying LandTrendr and CCDC temporal segmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 110: 102806 [DOI:10.1016/j.jag.2022.102806]
- Penuelas J, Frederic B, Filella I. 1995 Semi-Empirical Indices to Assess Carotenoids/Chlorophyll-a Ratio from Leaf Spectral Reflectance. *Photosynthetica*, 31: 221-230
- Raffa K F, Aukema B, Bentz B J, Carroll A, Erbilgin N, Herms D A, Hicke J A, Hofstetter R W, Katovich S, Lindgren B S, Logan J, Mattson W, Munson A S, Robison D J, Six D L, Tobin P C, Townsend P A, Wallin K F. 2009 A Literal Use of "Forest Health" Safeguards against Misuse and Misapplication. *Journal of Forestry*, 107(5): 276-277 [DOI:10.1093/jof/107.5.276]
- Rouse J W, Haas R H, Schell J A, Deering D W. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS.[C]. [2024-02-28].
- Seidl R, Schelhaas M J, Rammer W, Verkerk P J. 2014 Increasing forest disturbances in Europe and their impact on carbon storage. *Nature Climate Change*, 4(9): 806-810 [DOI:10.1038/nclimate2318]
- Senf C, Pflugmacher D, Wulder M A, Hostert P. 2015 Characterizing spectral-temporal patterns of defoliator and bark beetle disturbances using Landsat time series. *Remote Sensing of E*

- environment, 170: 166-177 [DOI:10.1016/j.rse.2015.09.019]
- Senf C, Seidl R, Hostert P. 2017 Remote sensing of forest insect disturbances: Current state and future directions. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 60: 49-60 [DOI:10.1016/j.jag.2017.04.004]
- Shen W, Li S, Huang C. 2018 Review of remote sensing algorithms for monitoring forest disturbance from time series and multi-source data fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 22(06): 1005-1022 (沈文娟, 李明诗, 黄成全. 2021. 长时间序列多源遥感数据的森林干扰监测算法研究进展. *遥感学报*, 22(6): 1005-1022) [DOI:10.11834/jrs.20187089]
- Sun Y, Zhou Y, Yuan M, Liu W, Luo Y, Zong S. 2018 UAV real-time monitoring for forest pest based on deep learning. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 34(21): 74-81 (孙钰, 周焱, 袁明帅, 刘文萍, 骆有庆, 宗世祥. 2018. 基于深度学习的森林虫害无人机实时监测方法. *农业工程学报*, 34(21): 74-81)
- Townshend J R, Masek J G, Huang C, Vermote E F, Gao F, Chaman S, Sexton J O, Feng M, Narasimhan R, Kim D, Song K, Song D, Song X P, Noojipady P, Tan B, Hansen M C, Li M, Wolfe R E. 2012 Global characterization and monitoring of forest cover using Landsat data: opportunities and challenges. *International Journal of Digital Earth*, 5(5): 373-397 [DOI:10.1080/17538947.2012.713190]
- Vogelmann J E, Gallant A L, Shi H, Zhu Z. 2016 Perspectives on monitoring gradual change across the continuity of Landsat sensors using time-series data. *Remote Sensing of Environment*, 185: 258-270 [DOI:10.1016/j.rse.2016.02.060]
- Vogelmann J E, Tolck B, Zhu Z. 2009 Monitoring forest changes in the southwestern United States using multitemporal Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 113(8): 1739-1748 [DOI:10.1016/j.rse.2009.04.014]
- Wang N, Yue C, Luo H, Gu L, Zhu B. 2022 Review on Forest Disturbance Detection Methods By Remote Sensing. *World Forestry Research*, 35(4): 40-46 (王宁, 岳彩荣, 罗洪斌, 谷雷, 朱泊东. 2022. 森林扰动遥感影像检测方法研究进展. *世界林业研究*, 35(4): 40-46) [DOI:10.13348/j.cnki.sjlyyj.2022.0022.y]
- Wu, Chen G. 2004 Research on Development Rules of Forest Hazard Caused by Masion Pine Caterpillars Based on GIS. *National Remote Sensing Bulletin*(5): 475-480 (武红智, 陈改英. 2004. 基于 GIS 的马尾松毛虫灾害空间扩散规律分析. *遥感学报*(5): 475-480)
- Wulder M A, White J C, Loveland T R, Woodcock C E, Belward A S, Cohen W B, Fosnight E A, Shaw J, Masek J G, Roy D P. 2016 The global Landsat archive: Status, consolidation, and direction. *Remote Sensing of Environment*, 185: 271-283 [DOI:10.1016/j.rse.2015.11.032]
- Yang C, Shen R, Yu D, Liu R, Chen J. 2021 Forest disturbance

- monitoring based on the time-series trajectory of remote sensing index. *National Remote Sensing Bulletin*, 17(5): 1246-1263 (杨辰, 沈润平, 郁达威, 刘荣高, 陈镜明. 2013. 利用遥感指数时间序列轨迹监测森林扰动. *遥感学报*, 17(5): 1246-1263) [DOI:10.11834/jrs.20132308]
- Yin Q, Liu C, Tian Y. 2020 Detecting dynamics of vegetation disturbance in forest natural reserve using Landsat imagery and LandTrendr algorithm: the case of Chaisong and Taibaishan Natural Reserves in Shaanxi, China. *Acta Ecologica Sinica*, 40(20): 7343-7352 (殷崎栋, 柳彩霞, 田野. 2020. 基于 Landsat 时序影像和 LandTrendr 算法的森林保护区植被扰动研究——以陕西柴松和太白山保护区为例. *生态学报*, 40(20): 7343-7352)
- Zhang L, Pang Y, Yue C, Li Z. 2013 Forest Disturbance Automatic Identification Method Based on Time Series Landsat Image of Tasseled Cap Transformation. *Forest Inventory and Planning*, 38(2): 6-12+19 (张连华, 庞勇, 岳彩荣, 李增元. 2013. 基于缨帽变换的景洪市时间序列 Landsat 影像森林扰动自动识别方法研究. *林业调查规划*, 38(2): 6-12+19)
- Zhang L, Wang S, Liu H, Lin Y, Wang, Zhu M, Gao L, Tong Q. 2021 From Spectrum to Spectrotemporal: Research on Time Series Change Detection of Remote Sensing. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 46(4): 451-468 (张立福, 王飒, 刘华亮, 林昱坤, 王晋年, 朱曼, 高了然, 童庆禧. 2021. 从光谱到时谱——遥感时间序列变化检测研究进展. *武汉大学学报(信息科学版)*, 46(4): 451-468) [DOI:10.13203/j.whugis20200666]
- Zhang X, Liu L, Chen X, Gao Y, Xie S, Mi J. 2021 GLC_FCS3 0: global land-cover product with fine classification system at 30&thinspm using time-series Landsat imagery. *Earth System Science Data*, 13(6): 2753-2776 [DOI:10.5194/essd-13-2753-2021]
- Zhong L, Chen Y, Wang X. 2020 Forest Disturbance Monitoring Based on Time Series of Landsat Data. *Scientia Silvae Sinicae*, 56(5): 80-88 (钟莉, 陈芸芝, 汪小钦. 2020. 基于 Landsat 时序数据的森林干扰监测. *林业科学*, 56(5): 80-88)
- Zhou K, Cao L. 2021 The status and prospects of remote sensing applications in precision silviculture. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 423-438 (周凯, 曹林. 2021. 遥感在森林精准培育中的应用现状与展望. *遥感学报*, 25(1): 423-438)

Temporal and spatial monitoring of forest pest and disease disasters based on Landsat 8 satellite time-series images

ZHANG Haoyan^{1,2}, LI Shiming^{1,2}, QI Zhiyong^{1,2}, LIU Qing^{1,2}, PANG Yong^{1,2}, LI Zengyuan^{1,2}

1. Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;

2. Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing

100091, China

Abstract: **【Objective】** Due to the combined effects of climate change and human activities, the frequency and scale of forest pest disturbances have been continuously increasing, significantly affecting the structure and services of forest ecosystems. Accurately identifying regional forest pest disturbances and analyzing their spatiotemporal characteristics of outbreaks are of great significance for the protection of forest ecosystems. **【Method】** In this study, based on Landsat 8 satellite annual time series data, with Chaoyang City in Liaoning Province as the study area, we comprehensively analyzed the separability of forest canopy temporal spectral characteristics for fire, logging, and forest pest disturbances. Adjusting the control parameters of the LandTrendr algorithm improved the "sensitivity" of extracting weak forest disturbance information, and ultimately, the random forest algorithm was used to extract the spatiotemporal information of forest pest disturbances from 2013 to 2023. **【Result】** The results showed that: (1) The temporal spectral characteristics of medium-resolution satellite images can effectively distinguish forest pest disturbances from fire and logging in Chaoyang City, providing a basis for identifying regional forest pest disturbances. (2) Temporal satellite images can effectively extract spatiotemporal information of forest disturbances and be used for forest pest disturbance identification. The overall accuracy of forest disturbance identification and pest disturbance monitoring in this study were 0.893 and 0.891, respectively, with Kappa coefficients of 0.785 and 0.850. (3) Forest disturbances in Chaoyang City are mainly due to pest infestations, primarily occurring in Jianping County and Lingyuan City in the west, accounting for 67.97% of the total pest disturbance area in the city. The forest pest disturbances in Chaoyang City exhibit an

"intermittent" outbreak phenomenon in the temporal dimension. **【Conclusion】**The study results can provide data support for forest management and offer methodological references for the classification of different forest disturbances and the spatiotemporal monitoring of forest pest disturbances.

Key words: Forest pest disaster, time series data, spectral analysis, LandTrendr algorithm, random forest algorithm

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFD1400400)