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

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

贾紫晗 王嘉豪 姚宗琦 张晓丽

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

Jia Zihan, Wang Jiahao, Yao Zongqi, Zhang Xiaoli

引用本文:
贾紫晗, 王嘉豪, 姚宗琦, 张晓丽. 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[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(4):80–91. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250157
Jia Zihan, Wang Jiahao, Yao Zongqi, Zhang Xiaoli. Identification of forest fire disturbances and spatiotemporal distribution patterns in the Greater Khingan Mountains based on long–term remote sensing imagery[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(4):80–91. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250157

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250157

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

内蒙古大兴安岭林火驱动因素识别及预测模型
Identification and prediction models of driving factors for forest fires in Daxing’an Mountains of Inner Mongolia, northern China
北京林业大学学报, 2024, 46(12): 114–125. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230161

不同林火烈度对大兴安岭兴安落叶松天然林林木空间分布格局的影响
Effects of different forest fire intensities on the spatial distribution pattern of natural *Larix gmelinii* forests in the Great Xing’an Mountains of northeastern China
北京林业大学学报, 2023, 45(2): 87–95. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210367

林火干扰对林分结构及植被更新影响研究进展
Research progress on effects of fire disturbance on stand structure and vegetation regeneration
北京林业大学学报, 2025, 47(1): 156–162. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240029

基于Landsat TM数据的大兴安岭盘古林场森林健康评价
Forest health assessment of Pangu Forest Farm based on Landsat TM in Great Xing’an Mountains of northeastern China
北京林业大学学报, 2021, 43(4): 87–99. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200067

基于林木分级的大兴安岭天然兴安落叶松树高曲线研究
Height curve of natural *Larix gmelinii* in the Daxing’anling Mountains of northeastern China based on forest classification
北京林业大学学报, 2023, 45(5): 88–96. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210513

大兴安岭双河保护区植物多样性和群落结构特征分析
Characteristics of plant diversity and community structure in Shuanghe Nature Reserve in Daxing’anling area of northeastern China
北京林业大学学报, 2021, 43(7): 79–87. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200029

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250157

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

贾紫晗 王嘉豪 姚宗琦 张晓丽
（北京林业大学林木资源高效生产全国重点实验室，精准林业北京市重点实验室，森林培育与保护教育部重点实验室，北京 100083）

摘要:【目的】研究林火扰动的时空分布规律，掌握森林火灾变化趋势，为预防高火险区域火灾发生和优化防火资源配置提供科学依据。**【方法】**采用 LandTrendr 时序分割算法提取森林变化特征，结合随机森林模型进行林火扰动区域识别。在此基础上，运用空间统计方法分析林火扰动的年际变化趋势与空间分布特征，并结合地形因子探讨不同林火烈度及二次火灾的分布规律。**【结果】**(1)1987—2022 年，大兴安岭山脉的林火扰动面积整体呈显著下降趋势，且无明显阶段性特征。(2)大兴安岭山脉林火在 0 ~ 180 km 尺度上呈聚集模式，高密度核心区集中在中东部鄂伦春自治旗、根河市与呼玛县交界处，低密度核心区分布于西部与南部。林火扰动范围先向外蔓延，随后逐步回缩，扰动中心南移后部分北返。(3)林火扰动集中分布于缓坡与斜坡，阳坡更易发生高烈度林火扰动；海拔 400 ~ 800 m 区域为火灾高发带，低海拔二次火灾复发率显著高于其他区域。陡坡虽面积较小，但重度火灾占比高。**【结论】**大兴安岭林火整体呈现出“东聚西散中部集中，缓坡阳坡主导，中海拔风险集中”的分布特征。研究建议优先在内蒙古自治区和黑龙江省交界处的鄂伦春自治旗、根河市和呼玛县等高风险林火扰动区域布设防火设施，同时优化阳坡可燃物管理策略，以提升森林火灾防控的精准性。

关键词：林火干扰；时空分布；变化趋势；时间序列分析；大兴安岭
中图分类号：S771.8 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2026)04−0080−12
引文格式：贾紫晗，王嘉豪，姚宗琦，等. 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［J］. 北京林业大学学报，2026，48(4)：80−91. Jia Zihan, Wang Jiahao, Yao Zongqi, et al. Identification of forest fire disturbances and spatiotemporal distribution patterns in the Greater Khingan Mountains based on long-term remote sensing imagery［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(4): 80−91.

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

Jia Zihan Wang Jiahao Yao Zongqi Zhang Xiaoli
(State Key Laboratory of Efficient Production of Forest Resources, Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Key Laboratory of Forest Cultivation and Protection, Beijing Forestry University, Beijing 100083 China)

Abstract: ［**Objective**］This study aims to investigate the spatiotemporal distribution patterns of wildfire disturbances and identify trends in forest fire dynamics, providing a scientific basis for preventing fires in high-risk areas and optimizing the allocation of fire prevention resources. ［**Method**］We applied the LandTrendr temporal segmentation algorithm to extract forest change characteristics, combined with a random forest model for identifying forest fire disturbance areas. On this basis, spatial statistical methods are utilized to analyze the interannual variation trends and spatial distribution patterns of forest fire disturbances. Furthermore, topographic factors are integrated to investigate the distribution patterns of different fire

收稿日期: 2025−04−30 **修回日期:** 2026−01−09
基金项目: 中欧对地观测合作森林监测技术与示范应用(2021YFE0117700-3)，天空地一体化森林资源监测技术示范(2023YFD2201700)。
第一作者: 贾紫晗。主要研究方向：林火生态。Email：jiaxihan12345@bjfu.edu.cn 地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学林学院。
责任作者: 张晓丽，教授，博士生导师。主要研究方向：林业遥感与信息化。Email：zhang-xl@263.net 地址：同上。
本刊网址: https://j.bjfu.edu.cn；https://journal.bjfu.edu.cn

severities and secondary fires. [**Result**] (1) From 1987 to 2022, the total wildfire disturbance area in the Greater Khingan Mountains exhibited a significant overall decline, without distinct stage characteristics. (2) Wildfire disturbances displayed a clustered pattern at spatial scales of 0–180 km. The high-density core region was located at the intersection of Oroqen Autonomous Banner, Genhe City, and Huma County in the central-eastern area, while low-density zones were found in the western and southern regions. The disturbance extent initially expanded outward, then gradually contracted, with the fire center shifting southward before partially returning northward. (3) Wildfire disturbances were concentrated on gentle and sloping terrains, with high-severity fires more likely to occur on sunlit (south-facing) slopes. Elevations between 400 and 800 m represented a fire-prone belt, and low-elevation areas showed significantly higher recurrence rates of secondary fires. Although steep slopes accounted for a small area, they exhibited a high proportion of severe fires. [**Conclusion**] Wildfire patterns in the Greater Khingan Mountains are characterized by eastern clustering, western dispersion, and central concentration, and fire occurrence is dominated by gentle and south-facing slopes, with risk concentration at mid-elevations. We recommend prioritizing the deployment of fire prevention infrastructure in high-risk areas, particularly in Oroqen Autonomous Banner, Genhe City, and Huma County at the border of Inner Mongolia Autonomous Region and Heilongjiang Province, and enhancing fuel management strategies on sunlit slopes to improve the precision of wildfire prevention and control.

Key words: forest fire disturbance; spatiotemporal distribution; change trend; time series analysis; Greater Khingan Mountains

林火干扰是森林生态系统的重要干扰因子，不仅改变森林植被群落的物种组成和年龄结构，还显著影响生态系统中的能量流动和物质循环[1]。林火扰动具有突发性、高破坏力和难以预测的特点，短时间内会造成森林生物量急剧下降，影响群众的生产生活，并造成巨大的经济损失[2]。近年来，全球野火活动的范围和频率显著增加[3]，亚马孙雨林大火、澳大利亚山火以及北美加州山火均表明，全球火灾风险不断升高，多次爆发的森林极端大火还会导致长期地表温度上升，对局部、区域乃至全球气候产生影响，加剧火灾风险，形成正反馈循环[4]。大兴安岭地区作为中国东北森林带的关键组成部分，历史上多次发生严重火灾事件，如 1987 年 5・6 大兴安岭特大森林火灾、2003 年 5・5 金河森林火灾和 2018 年 6・1 日汗马自然保护区森林火灾等，长期面临较高的森林火灾风险[5]，是我国森林防火工作的重点区域。因此，识别大兴安岭山脉的长时序林火扰动区域，分析历史林火扰动的时空分布特征，揭示火灾发生的潜在规律，是预测林火发生的基础。这些研究有助于掌握森林火灾变化趋势，为预防高火险区域火灾发生和优化防火资源配置提供科学依据。

准确识别林火扰动区域是分析其时空分布格局的前提。目前，众多全球或区域尺度的火灾产品为森林动态研究提供了丰富的数据资源，如 global forest loss due to fire（2001—2023）[6]、global annual burned area maps（1985—2019）[7]。然而，这些数据集时间跨度较短，起始年份多为 2000 年[6]。即便存在少数时序较长的数据集，在大兴安岭山脉区域，仍存在条带异常和噪点较多的问题[7]，导致数据集在该区域的精度较低，难以满足对林火扰动区域精准识别的需求。因此，本文基于 google earth engine（GEE）平台开展林火扰动区域的识别工作，旨在提供更精准的林火扰动信息，助力提升对大兴安岭山脉森林动态变化的理解与分析。

林火显著改变森林植被结构与组成，导致其在可见光–近红外波段的遥感光谱响应发生明显变化[8]。基于此，众多植被指数，如归一化植被指数（normalized difference vegetation index，NDVI）[9]、归一化燃烧指数（normalized burn ratio，NBR）[10]、增强植被指数（enhanced vegetation index，EVI）[11]被用于识别森林火烧迹地。时序变化检测方法可以快速区分年际地表变化区域，并获取变化强度和时间信息。常见的算法包括 LandTrendr（基于 Landsat 的干扰和恢复趋势检测）[12]、VCT（vegetation change tracker）[13]、CCDC（continuous change detection and classification）[14] 和 BFAST（breaks for additive season and trend monitor）[15]。其中，LandTrendr 算法利用中等频率的 Landsat 时间序列，提供年度时间尺度的历史干扰信息，对输入数据的需求量更小，应用更为广泛。然而，时序变化检测算法虽可快速识别地表变化区域，却无法识别特定类型的森林干扰。为此，随机森林（random forest，RF）[16]等监督分类算法通过训练学

习林火扰动的光谱–纹理特征，可有效实现林火干扰的精准识别[17]。

林火扰动在林分尺度上通常被视为单一事件，但在区域尺度上，其时空分布受到地形、气候和植被等多种因素的共同影响，呈现显著的规律性。解析其发生频次、严重程度、波及范围以及空间分布模式和时间变化规律，对理解林火生态过程、支撑森林恢复研究具有重要意义。国内外学者对森林火灾时空分布规律的研究主要集中于两个维度：时间序列与空间格局的分析。在时间维度上，通过分析年度、月度及小时级变化探讨火灾的时间分布规律；在空间维度上，则依托行政区划或特定地理区域展开火灾空间分布特征的研究[18–19]。早期针对林火扰动时空格局的研究基于相关部门收集的森林火灾统计数据，包括起火时间、地理位置、火灾诱因以及受灾面积等因子，运用数学统计分析方法重点研究林火扰动的时间特征，对空间分布特征的探索存在不足。随着遥感技术的发展和多种遥感卫星产品的出现，长时序、高精度数据为时空格局精细化研究提供了支撑[20]。在空间分析领域，几何重心迁移法[21]、聚类分析[22]以及全局与局部莫兰指数[23]等成为主要的技术路径。

现有大兴安岭山脉林火扰动的研究主要集中在分析单一火源（雷击火）的特点和规律、林火预测模型的构建、大兴安岭山脉局部区域的分布特征和林火发生的驱动因素等方面[24–25]。这些研究对大兴安岭山脉林火的时空动态规律进行了分析，但存在时间序列较短（2000 年后）、区域尺度较小（局限于黑龙江省或内蒙古自治区）和空间阶段性变化研究不足等问题。本研究聚焦于大兴安岭山脉森林，基于 GEE 云平台，以 Landsat 系列影像为数据源，采用 LandTrendr-RF 两步法识别林火扰动区域，获得年际林火扰动信息；采用 Mann-Kendall 趋势检验和 Sen-Slope 趋势法分析林火扰动年际面积的时间变化特征；利用 Ripley's *K* 函数、核密度分析以及标准差椭圆等深入分析林火扰动的空间分布特征，并统计不同地形条件下林火烈度和二次火灾的面积分布。研究成果将精准揭示林火扰动时空异质性，为区域防火策略制定与资源优化配置提供科学依据，支撑大兴安岭森林生态系统的韧性提升与适应性管理。

1 研究区概况与研究数据

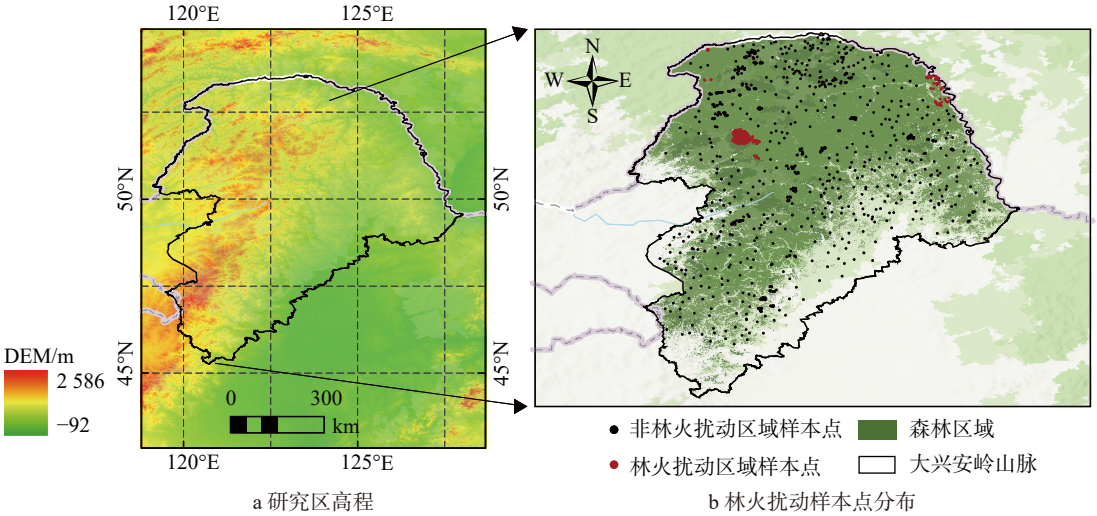
1.1 研究区概况

大兴安岭山脉（43°00′ ~ 53°30′N，117°20′ ~ 126°00′E）位于中国东北部，呈东北—西南走向，横跨内蒙古自治区东北部和黑龙江省西北部，总面积达 32.72 万 km^2（图 1）。山体海拔介于 300 ~ 2 200 m 之间，地形起伏显著，水蚀作用强烈，主要水系包括黑龙江和嫩江。研究区属寒温带湿润气候，具有典型的大陆季风特征。春季干燥多风，夏季短暂且温凉，秋季气温骤降，冬季漫长而严寒，昼夜温差较大。年均降水量为 350 ~ 500 mm，主要集中在夏季；年均气温为−3 ~ 6 ℃，极端最低气温曾达−52.3 ℃。研究区森林覆盖率超过 60%，是中国东北重要的生态屏障和国家森林保护区。由于森林覆盖率高且降水分布不均，夏季易发生森林火灾。一旦火灾发生，受风力影响，火势容易迅速蔓延，导致过火面积较大，对森林生态系统造成严重破坏。

1.2 数据的获取与处理

1.2.1 长时序卫星影像数据

基于 GEE 平台获取 1987—2022 年 Landsat TM、ETM + 和 OLI 影像（https://developers.google.com/



a 研究区高程　　b 林火扰动样本点分布

图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographic location map of the study area

earth-engine/datasets），构建覆盖生长季（4 月 20 日—10 月 30 日）的无云 Landsat 时间序列堆栈[26]。对 Landsat TM、ETM + 和 OLI 不同传感器进行了光谱协调预处理[27]，采用 Fmask 云检测算法[28]去除云污染的像元，按年度进行影像镶嵌，生成覆盖大兴安岭山脉的年际原始影像数据。

1.2.2　地形数据

地形数据基于美国 SRTM DEM 数据（分辨率 30 m）获取。在 GEE 平台上，通过 DEM 数据计算研究区的海拔、坡度和坡向。这 3 个地形因子在研究区内随时间变化较小，几乎可以忽略。

1.2.3　森林分类数据

森林分类数据来源于 Zenodo 社区的全球 30 m 地表覆盖精细分类产品数据集[29]。通过叠加分析，提取 1987 年以前的稳定森林区域，用于 LandTrendr 算法绘制森林扰动图所需的初始森林/非森林基准区域[30]。

1.2.4　样本数据

利用 Google Earth 软件中的历史高清影像，结合森林变化产品（global forest change，GFC，https://glad.earthengine.app/view/global-forest-change），基于 2003 年的数据进行目视解译。选择 2003 年作为基准年，是因为该年度大兴安岭地区发生大面积森林火灾，火扰动与非火扰动区域边界清晰，便于样本的准确识别。研究共选取了 1 626 个样本点（图 1b），其中林火扰动区 716 个，非林火扰动区 910 个。

2　研究方法

2.1　基于 LandTrendr-RF 两步法的林火扰动区域识别

LandTrendr 算法通过拟合 Landsat 时间序列轨迹，能够识别像素尺度的突变与渐进变化[12]。针对林火这类突变事件，本研究采用归一化燃烧指数构建时间序列堆栈（图 2）。归一化燃烧指数对植被叶片中的叶绿素、水分以及木炭灰度具有高度敏感性[10]，能够有效区分过火区域与非过火区域。

$$N_{BR}=\frac{\rho_{nir}-\rho_{swir}}{\rho_{nir}+\rho_{swir}} \tag{1}$$

式中：N_{BR} 为归一化燃烧指数，ρ_{nir} 为近红外波段的反射率，ρ_{swir} 为短波红外的反射率。

本研究对研究区的原始影像数据进行栅格计算，生成了 1987—2022 年的 NBR 时间序列堆栈。在 GEE 平台调用 LandTrendr 算法获取 1987—2022 年的森林扰动区域，参数设置参考 Cohen 等[31]的研究方案。该参数集经过多光谱集成验证优化，显著提升了扰动检测的稳健性，并已通过全球多个生态区案例验证[32]。为提高识别精度，对扰动结果进行自动化后处理：首先通过开运算去除零散和孤立像素，随后应用闭运算平滑大面积扰动区域中的空洞与细小间隙[33]，从而减少系统误差并优化识别效果。

RF 算法对大量预测变量具有较强的鲁棒性，适用于大兴安岭地区多类型扰动（如林火、砍伐及其他）的精细分类[34]。本研究以缨帽变换（tasseled cap transformation，TCT）的亮度、绿度和湿度作为关键特征变量[35]，并采用干扰前的缨帽变换指数与干扰前后缨帽变换指数的差值作为特征变量参与随机森林建模，以实现对具体扰动类型的识别。

在 GEE 平台对 1987—2022 年的森林扰动区域进行筛选，以 2003 年为基准年训练 RF 分类器：将样本点按 8∶2 的比例划分为训练集与验证集。在模型迭代至精度稳定后，将其应用于 LandTrendr 检测的历年扰动像素，逐像元识别林火区域，最终生成 35 期时序数据集。

2.2　林火扰动时序趋势分析方法

结合 Mann-Kendall（MK）检验[36]与 Sen-Slope 检验[37]，分析大兴安岭地区 1987—2022 年林火扰动区域的长期变化趋势。MK 检验是一种非参数统计方法，对数据分布无依赖性，且对异常值具有较强的鲁棒性，适用于长期趋势分析；Sen-Slope 检验则用于评估时间序列数据中不同时间段的变化趋势，无需假设数据符合正态分布。在 Python 中调用 pymannkendall 包，以 5 年为步长计算分段斜率，揭示林火扰动的动态特征。为验证多尺度趋势的一致性，选取典型林火高风险区根河市进行县级尺度的对比分析。

2.3　林火扰动区域空间特征分析方法

2.3.1　空间分布特征分析方法

采用 Ripley's K 函数[38]与核密度分析（kernel density estimation，KDE）揭示林火扰动的多尺度空间特征。

以大兴安岭山脉 1987—2022 年的年际林火扰动数据作为输入变量，在 ArcMap 10.8 中应用 Ripley's K 函数，设置 60 km 边界缓冲区以消除边界效应，并以 6 km[39]为步长进行 30 次计算，识别林火扰动的聚集模式。进一步通过核密度分析，基于自适应带宽计算每个像元的核密度值，输出不同位置的林火扰动密度估计值。

2.3.2　时空变化特征分析方法

采用标准差椭圆[40]与中位数中心[41]揭示林火扰动的时空迁移规律。以 5 年为步长，计算各时段的标准差椭圆（1 个标准差）以表征林火扰动的分布范围与方向趋势，同时计算中位数中心以定位聚集位置。通过两者的结合，解析林火扰动格局的时空

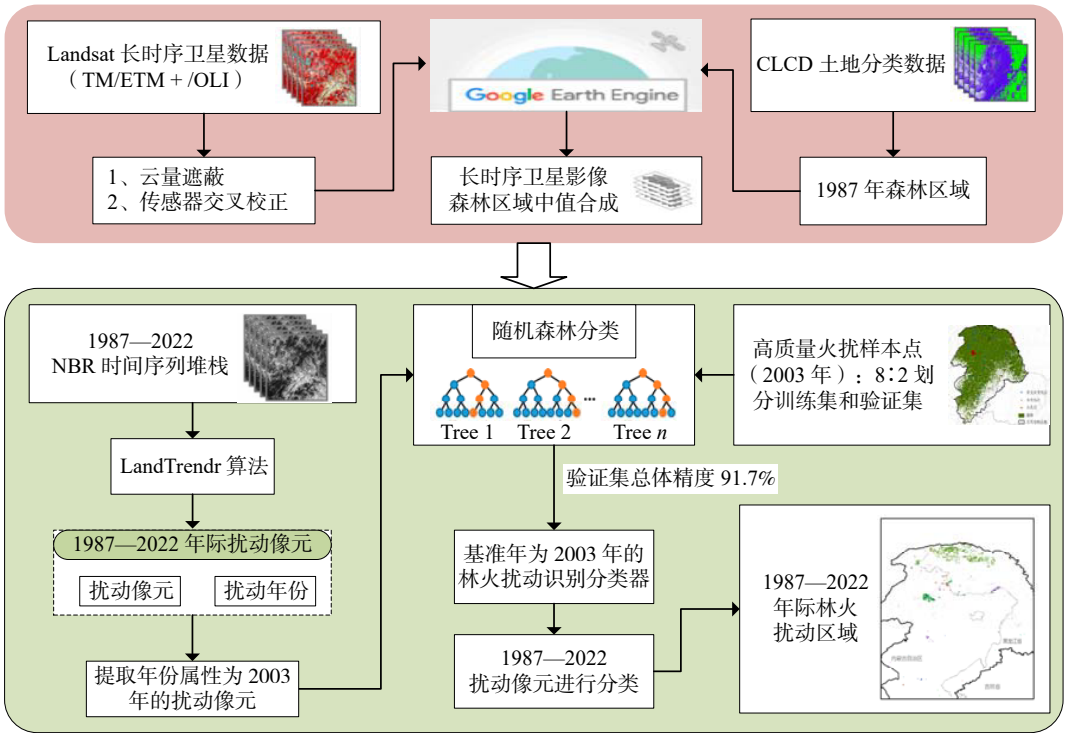


图 2 LandTrendr-RF 两步法林火扰动区域识别

Fig. 2 LandTrendr-RF two-step forest fire disturbance area identification

演变。

2.3.3 林火扰动烈度计算与地形分布分析方法

采用差分归一化燃烧指数（difference normalized burn ratio，*d*NBR）分析林火烈度[42]。林火烈度是指火灾燃烧过程中释放的能量对植被、森林及整个生态系统造成的破坏程度，*d*NBR 通过比较火灾前后 *N*BR 的差值来衡量火灾对森林的损伤程度。*d*NBR 值越高，表明火灾对森林的损伤越严重；*d*NBR 为负值则表明该区域未发生火灾，植被未受火损。参考美国地质勘探局分级标准（https://www.un-spider.org/advisory-support/recommended-practices/recommended-practice-burn-severity/in-detail/normalized-burn-ratio），并结合大兴安岭林火调查情况，将林火扰动区域划分为轻度 [0.20，0.52）、中度 [0.52，0.72）和重度火烧区 [0.72，1.3）。

$$d_{\mathrm{NBR}} = N_{\mathrm{BR_{post}}} - N_{\mathrm{BR_{pre}}} \tag{2}$$

式中：d_{NBR} 为差分归一化燃烧指数；N_{BRpost} 为火灾发生后的 NBR 值；N_{BRpre} 为火灾发生前的 NBR 值。

地形条件对林火的发生与蔓延具有显著影响。在 GEE 平台上，通过 DEM 提取大兴安岭地区的坡度、坡向及海拔数据，并利用叠加分析的方法计算林火扰动与地形分布特征，从而解析地形对林火的控制作用。

3 结果与分析

3.1 林火扰动区域识别精度

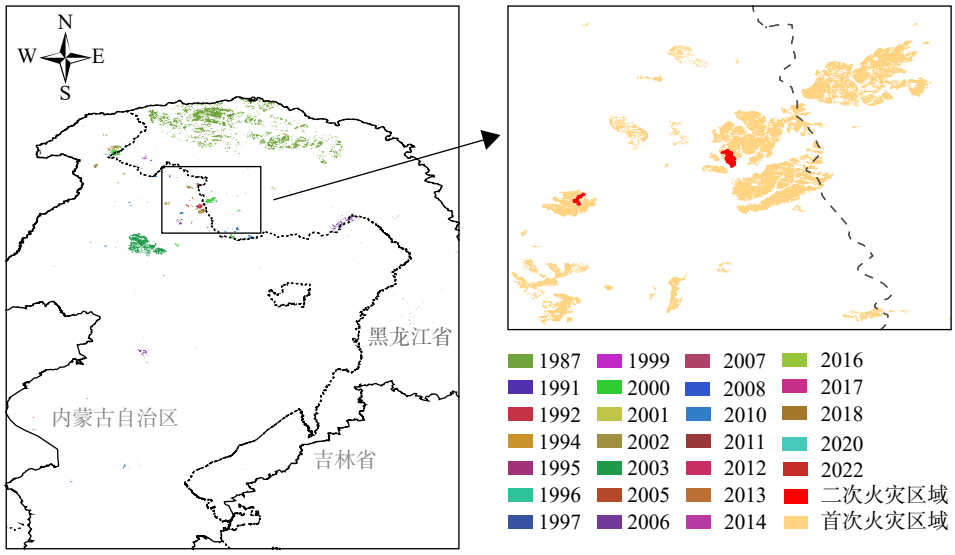
本研究基于林火扰动识别样本数据构建混淆矩阵，采用 LandTrendr-RF 两步法模型进行林火扰动区域识别。结果表明，该模型表现稳健，总体精度达到 91.7%。为进一步增强验证的可靠性，将 2003 年的识别结果与 Tyukavina 等[6]发布的 “Global Forest Loss Due to Fire（2001—2023）” 数据集中 2003 年对应区域的精度进行对比（表 1）。对比结果进一步验证了本研究模型在林火扰动区域识别中的可靠性与准确性。

1987—2022 年，大兴安岭山脉的林火扰动总面积达到 1.09×10^6 hm^2，占森林总面积的 5.59%，年均扰动面积为 3.1×10^4 hm^2（图 3）。期间发生了多次极

表 1 林火扰动精度对比

Tab. 1 Comparison of fire disturbance accuracy

林火扰动数据来源（2023年）	林火扰动区域样本数		非林火扰动区域样本数		总样本	总体精度/%
	解译林火	解译非林火	解译非林火	解译林火		
LandTrendr-RF	622	94	865	45	1 626	91.7
Global Forest Loss Due to Fire	285	431	857	53	1 626	70.3



a 年际林火扰动区域　　b 部分二次林火扰动区域

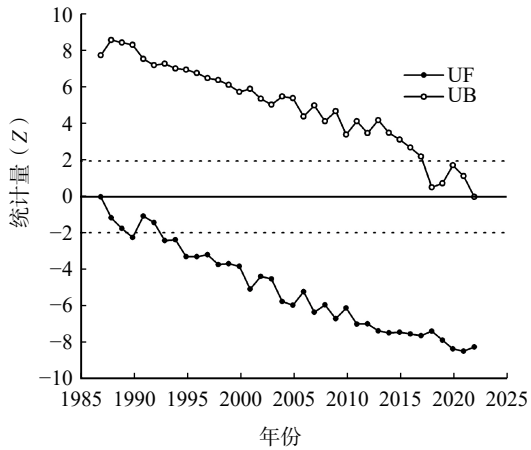
图 3　大兴安岭山脉林火扰动年际识别结果

Fig. 3　Results of the interannual identification of forest fire disturbances in the Greater Khingan Mountains

端火灾事件，其中 1987 年漠河特大火灾的受灾面积达 3.1 × 10^5 hm^2，占总扰动面积的 63.56%；2003 年则出现大范围扰动，面积达 1.2 × 10^5 hm^2。此外，2000 年、2002 年、2006 年和 2010 年为相对高扰动年份，而 2004 年和 2007 年的扰动强度较低。1988 年、1989 年、2014 年和 2022 年未记录到火情。空间重叠分析表明，1994 年、1995 年和 2018 年出现了二次林火扰动现象（图 3），总扰动面积为 7.90 × 10^3 hm^2，其中扰动峰值出现在 1994 年。

3.2　林火扰动区域时间变化特征

Mann-Kendall 趋势检验结果（图 4）显示，研究期内 UF 曲线（正向累积序列的统计量）整体呈下降趋势，且大部分时间低于显著性水平（虚线），表明林火扰动面积在研究期间显著减少。具体而言，1992—2002 年，UF 曲线呈波动下降趋势；2012—2017 年进入相对平稳期；2018 年和 2022 年虽有短暂上升，但未形成趋势逆转。此外，UF 与 UB 曲线（反向累积序列的统计量）未出现交叉点，表明不存在显著的突变点，进一步说明该下降趋势具有连续性和稳定性。



上下两条虚线表示当 $\alpha = 0.05$ 时统计量的临界值，即 $Z = \pm 1.96$。

图 4　Mann-Kendall 趋势检验

Fig. 4　Mann-Kendall trend test

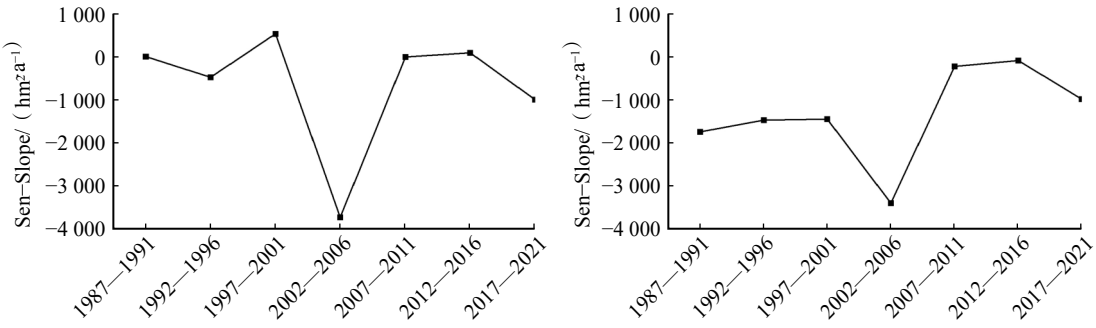
Sen-Slope 检验（图 5a）表明，研究期内 Sen-Slope 斜率估计值为−128 hm^2/a，显示大兴安岭山脉的林火扰动面积整体呈现显著下降趋势。分阶段来看：1987—2001 年下降幅度较小；2002—2006 年降幅显著；2007—2016 年下降速度明显减缓，甚至可能出现恢复；2017—2021 年仍呈下降趋势，但下降速度有所放缓。根河市年际林火扰动区域面积的 Sen-Slope 检验结果（图 5b）与全区趋势基本一致，但在 1997—2001 年出现短暂上升，扰动面积略有增加。

3.3　林火扰动区域空间特征

3.3.1　空间聚集度与空间密度

基于 Ripley's K 函数的多尺度分析（图 6）表明，在不同空间尺度下，观测点集的 K 函数曲线始终高于理论 K 函数曲线。这表明，1987—2022 年大兴安岭山脉林火呈现显著的空间聚集模式。

核密度估计（图 7）结果表明，研究期内大兴安岭山脉的空间分布呈现显著的密度不均匀性，其变化范围为 0.001 ~ 0.209。高密度核中心（> 0.056）主要集中于山脉的中东部和东北部，包括内蒙古自治区与黑龙江省交界区域的额尔古纳市、根河市、鄂伦春自治旗、呼玛县等地。其中，鄂伦春自治旗与呼玛县交界处的核密度值最高，约为 0.21，表明该区域林火扰动的发生密度较高。低密度核中心（0.001 ~ 0.056）则分布于山脉的西部和南部，这些区域的林



a 大兴安岭山脉林火扰动 Sen−Slope　　b 根河市林火扰动 Sen−Slope

图 5　Sen-Slope 估计值曲线

Fig. 5　Sen-Slope estimates curve

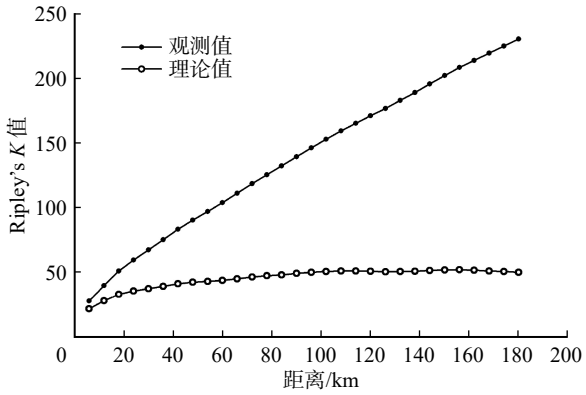


图 6　大兴安岭山脉林火扰动 *K* 函数曲线分布

Fig. 6　Distribution of *K*-function curves for forest fire disturbances in the Greater Khingan Mountains

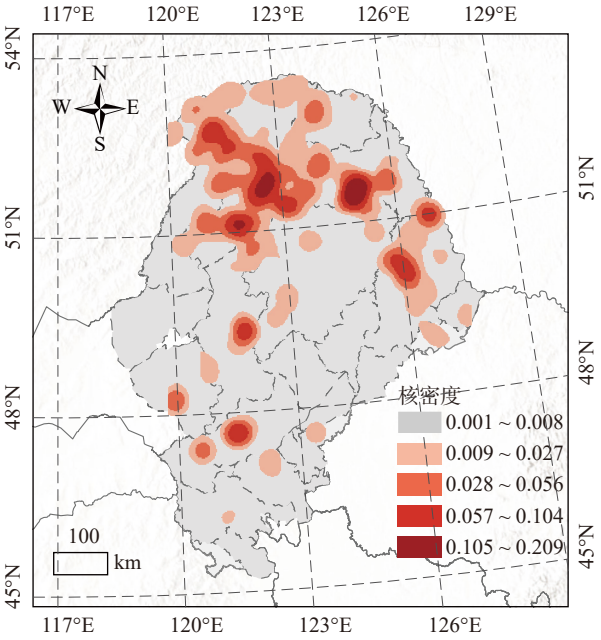


图 7　大兴安岭山脉林火扰动核密度分析

Fig. 7　Kernel density analysis of forest fire disturbances in the Greater Khingan Mountains

火扰动数据点较为稀疏，林火发生密度较低。

3.3.2　时空转移变化

时序标准差椭圆分析（5 年步长）揭示了 1987—2022 年大兴安岭林火扰动存在显著的时空异质性（图 8）。林火分布的标准差椭圆在空间上表现为先顺时针后逆时针旋转（以正北方向为 0°），旋转角度从早期（1987—1991 年）的 123°逐渐转向中期（1997—2001 年）的 45°，末期（2017—2022 年）回弹至 109°。这一方向变化可能反映了主导风向或地形对火势蔓延的影响。在分布范围上，1997—2001 年的标准差椭圆范围最大（长半轴 3.30，短半轴 2.69），而 2017—2022 年的椭圆范围缩小（长半轴 2.00，短半轴 1.59），火灾分布趋于集中，这可能与防火措施的加强有关。林火分布的中位数中心在东西方向上呈现轻微摆动，从早期的 123°E 逐渐西移至 122°E（2002—2006 年），随后回至 123°E（2012—2016 年）；在南北方向上，从 1987—1991 年的 52°N（最北）显著南移至 1997—2001 年的 50°N（最南），之后逐步北返至 51°N。具体而言，大兴安岭山脉的中位数中心从最北端的漠河市与塔河县交界处南移至最南端的鄂伦春自治旗，但主要集中在呼玛县与根河市的交界处。

3.3.3　林火扰动烈度与地形分布

根据《土地利用现状调查技术规范》中的坡度分级，林火扰动表现出显著的地形分异特征（图 9）。地形分布以缓坡（45.65%）和斜坡（33.55%）为主，急坡与陡坡的合计占比不足 7%。从烈度分布来看，轻度火烧区域主要集中在缓坡和斜坡，分别占轻度火烧区域总面积的 48.4% 和 29.5%；平坡和陡坡则仅有少量轻度火烧区分布。中度火烧区域在缓坡和斜坡的分布面积相近，均占 40% 左右，而在急坡和陡坡中分布极少。重度火烧区域虽多发于缓坡和斜坡，但在陡坡和急坡上的发生率也较高。总体来看，平坡和缓坡更易发生轻度和中度火烧，而陡坡和急坡的烈度等级分布相对均匀。

二次林火扰动的整体趋势与林火扰动一致，均随坡度增加呈现先上升后下降的趋势，即缓坡 > 斜坡 > 平坡 > 陡坡 > 急坡的分布特征。在具体分布上，

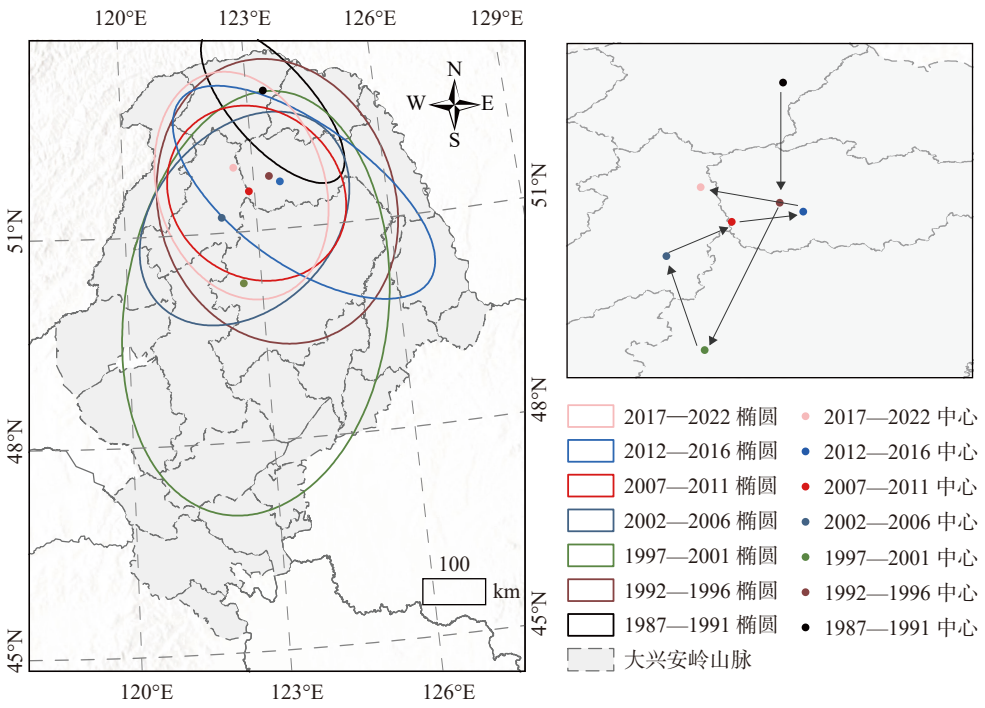


图 8　大兴安岭山脉林火扰动区域标准差椭圆分析及中位数中心

Fig. 8　Elliptical analysis of the standard deviation and median center for forest fire -disturbed areas in the Greater Khingan Mountains.

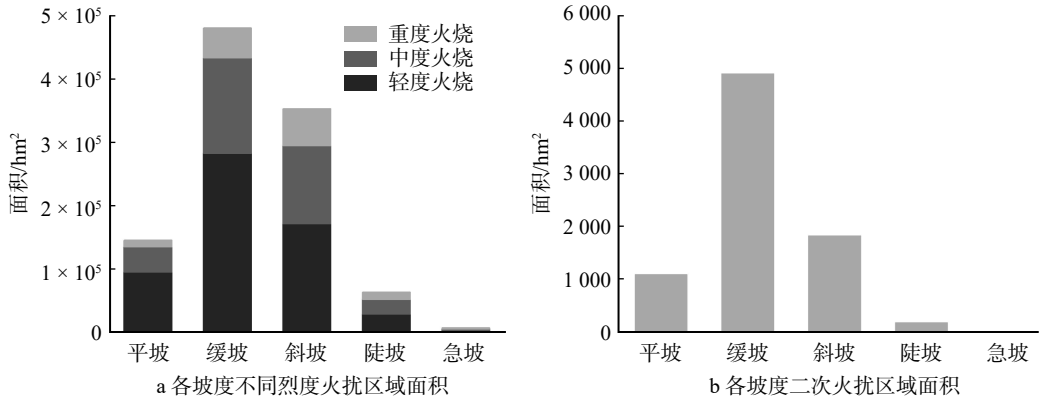


图 9　大兴安岭山脉林火扰动区域坡度特征

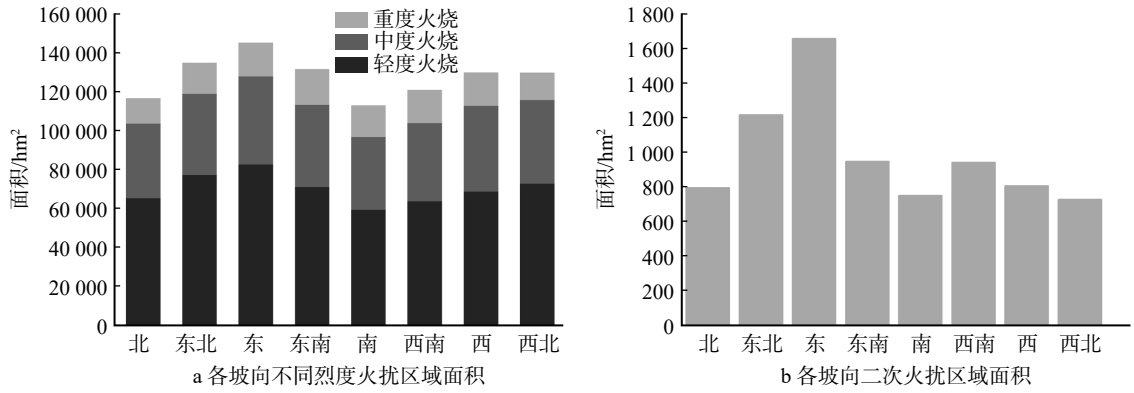
Fig. 9　Slope characteristics of forest fire -disturbed areas in the Greater Khingan Mountains

缓坡占比最高，达到 60%；平坡和斜坡的占比相当，均不到 20%；陡坡占比不足 5%；急坡区域未发生二次火灾。

基于方向坡向分类的统计结果（图 10）显示，林火扰动面积呈现东坡过火面积最大（东坡 > 东北坡 > 东南坡），西坡次之，南北坡最低。火烈度分析揭示了阳坡效应：尽管阳坡与阴坡的过火面积相当，但阳坡重度火烧占比显著偏高。这主要归因于阳坡太阳辐射较强，地表蒸发加剧，林内水分含量降低，形成了更为干燥的环境条件，从而加速了火势蔓延和燃烧烈度。此外，东坡过火面积占比较高，可能与气候因素密切相关。大兴安岭山脉东坡受太平洋季风影响显著，湿度较高，森林生长状况良好，火灾发生概率较高，且一旦发生火灾，其严重程度也往往更高。

二次林火扰动与整体林火扰动趋势一致，呈现东坡 > 东北坡 > 东南坡 > 西南坡 > 西坡 > 北坡 > 西北坡 > 南坡的特征。其中，二次火灾在西坡和西北坡的占比面积显著下降。这可能是由于西坡和西北坡的植被在第一次火灾后恢复较慢，相对不易发生二次火灾。

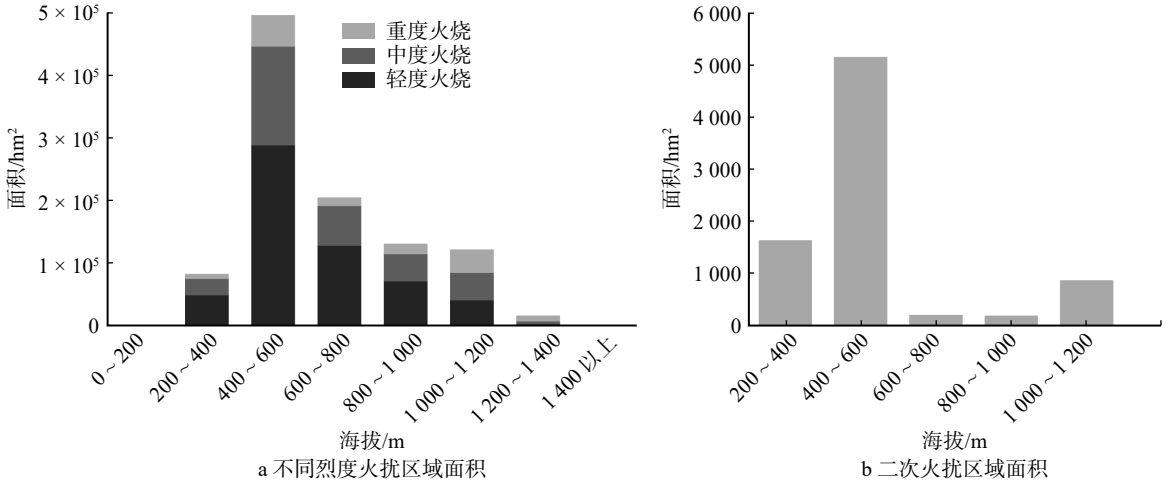
林火扰动的海拔分异呈现单峰分布格局（图 11）。在海拔 0 ~ 200 m 和 > 1 400 m 的区域无火灾记录，火灾核心区主要集中在海拔 400 ~ 600 m（占比 47%），其次为 600 ~ 800 m。在火灾烈度方面，轻度火灾多分布于海拔低于 1 000 m 的区域，且随海拔升高其占比逐渐下降；中度火灾主要集中在 400 ~ 600 m 的海拔区间，其余海拔范围分布较为均匀；重度火灾则主要发生在海拔 400 ~ 600 m 和



a 各坡向不同烈度火扰区域面积　　b 各坡向二次火扰区域面积

图 10　大兴安岭山脉林火扰动区域坡向特征

Fig. 10　Slope characteristics of forest fire -disturbed areas in the Greater Khingan Mountains



a 不同烈度火扰区域面积　　b 二次火扰区域面积

图 11　大兴安岭山脉林火扰动区域海拔特征

Fig. 11　Elevation characteristics of forest fire disturbance areas in the Greater Khingan Mountains

1 000～1 200 m 的区域。

二次林火扰动多发于低海拔地区，主要集中在 200 ～ 400 m（占比 20.29%）和 400 ～ 600 m（占比 64.12%）。其中，200～400 m 的火灾复发率显著高于整体火灾占比（7.86%），表明该海拔区间火灾复发风险较高；海拔 1 200 m 以上区域未发生二次火灾。

4　讨　　论

4.1　林火扰动的识别算法

本研究采用 LandTrendr-RF 两步法构建了林火扰动区域识别模型，总体精度达到 91.7%。相较于其他数据集[6]，该方法在大兴安岭山脉的林火识别精度更高。尽管部分年份的林火扰动斑块内部存在空白条带状栅格，但其数量远少于其他数据集。这主要归因于本文使用生长季影像进行合成，并对临近时间段的像元进行了插值和拼接。此外，LandTrendr 算法对输入影像数量的要求低于 CCDC 和 VCT 算法[43]，从而减少了因积雪覆盖导致的斑块内部空洞现象，进一步提升了识别精度。

4.2　人为因素对林火扰动时空格局的影响

1987—2022 年间，大兴安岭山脉林火扰动面积整体呈下降趋势，空间分布范围则表现为先扩张后收缩的特点，这与人为因素密切相关[44]。1987 年“5・6 大火”后，国家颁布了《森林防火条例》，构建了“人防、物防、技防”联防机制，林火管控能力逐步增强。尽管开发活动导致人类活动向山区扩展，火源更易进入森林深处，但人为火源管控效率的提升使林火扰动面积整体仍呈下降趋势。2015 年实施森林禁伐令后，林区商业采伐全面停止，人类活动范围大幅缩减，生产性火源（如伐木作业用火）显著减少。同时，森林防火体系逐渐完善，火灾响应与处置效率明显提高，有效遏制了火势蔓延，林火扰动范围随之收缩。相较于 1990—2010 年，2012—2022 年年均扰动面积下降了 74.8%，年际波动显著降低（标准差由 6 837.00 降至 1 750.12），表明林火扰动已进入相对稳定可控的阶段。

4.3　地形因子对林火扰动时空格局的影响

地形因子通过调控可燃物分布与火环境，显著

影响林火扰动格局[45]。在大兴安岭山脉的地形因子中，坡度和海拔对林火空间异质性的贡献大于坡向。其中，中海拔缓坡/斜坡是林火频发区，主要原因包括：(1)该区域植被种类繁多且生长茂密，积累了大量可燃物[46]；(2)缓坡和斜坡不利于雨水积聚，植被和土壤湿度较低，更易被点燃。值得注意的是，理论上南坡因接收更多太阳辐射，通常更易遭受林火扰动。然而，本研究发现，相较于南坡，东坡和北坡更易受到林火影响。这可能与大兴安岭山脉的季风性气候及森林类型相关[47]。夏季东南季风带来的降水增加了南坡湿度，而秋季干燥的西北季风则加速了北坡植被的凋萎。此外，北坡植被类型以易燃针叶林为主[48]，林下耐阴灌木密集生长，有利于林火横向蔓延。相比之下，南坡植被类型相对丰富，除针叶林外，阔叶林占有一定比例。阔叶林含水率较高，在一定程度上抑制了林火的发生与传播。

4.4 展　望

本研究分析了大兴安岭山脉林火扰动的时空分布规律，并探讨了人为因素和地形因子对林火扰动的影响。然而，气候变化因素(如升温、干旱化及雷击天气增多等)对林火扰动长期趋势的潜在干扰同样不容忽视。未来研究应进一步深入分析气候变化与森林火灾发生的复杂关系，探索气候变化对林火扰动的长期影响机制，从而更全面地理解大兴安岭山脉森林火灾的演变趋势，为制定更具前瞻性和适应性的森林防火策略提供科学依据。

5 结　　论

本研究基于 GEE 平台，融合多源遥感数据构建了 LandTrendr-RF 两步法模型，生成了 1987—2022 年大兴安岭地区 30 m 分辨率的林火扰动数据集，主要结论如下。

(1)1987—2022 年，大兴安岭山脉的林火扰动总面积累计达 1.09×10^6 hm^2，占森林总面积的 5.59%。部分年份早期火灾发生区域再次出现火灾，二次林火扰动区域的总面积达到 7 900 hm^2。

(2)大兴安岭山脉林火扰动面积整体呈显著下降趋势：1987—2001 年缓慢下降，2002—2006 年急剧下降，2007—2016 年趋于平稳甚至局部回升，2017 年后减速下降。MK 检验表明，林火减少是一个持续过程，并无明显的阶段性特征。

(3)大兴安岭山脉林火在 0 ~ 180 km 尺度上均呈聚集分布特征，高密度核心区域集中在中东部鄂伦春自治旗与呼玛县的交界处，低密度区域分布于西部与南部。林火分布方向受风向与地形影响，呈现阶段性变化：由西北聚集东南分散(1987 年)转向东北聚集西南分散(2001 年)，后波动至西北聚集东南分散(2022 年)，分布范围先扩张再收缩，扰动中心南移后部分北返。

(4)林火扰动集中分布于缓坡与斜坡，阳坡(东坡、东南坡)因日照强、植被干燥更易发生高烈度火灾；海拔 400 ~ 800 m 区域为火灾高发带，低海拔区域二次火灾复发率显著高于其他区域。陡坡虽面积较小，但重度火灾占比高。

本研究揭示了大兴安岭林火的时空演变规律与地形制约机制，研究成果可帮助林业部门和相关管理者更清晰地把握地区林火的发生规律，从而因地制宜地制定森林防火策略，优化防火资源配置，降低森林火灾发生风险，促进森林的高效经营。

参　考　文　献

[1] Bolton D K, Coops N C, Wulder M A. Characterizing residual structure and forest recovery following high-severity fire in the western boreal of Canada using Landsat time-series and airborne lidar data [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 163: 48−60.

[2] Bousfield C G, Lindenmayer D B, Edwards D P. Substantial and increasing global losses of timber-producing forest due to wildfires [J]. Nature Geoscience, 2023, 16(12): 1145−1150.

[3] Senande-Rivera M, Insua-Costa D, Miguez-Macho G. Spatial and temporal expansion of global wildland fire activity in response to climate change [J]. Nature Communications, 2022, 13: 1208.

[4] Zhao J, Yue C, Wang J, et al. Forest fire size amplifies postfire land surface warming [J]. Nature, 2024, 633(8031): 828−834.

[5] Su J, Liu Z, Wang W, et al. Evaluation of the spatial distribution of predictors of fire regimes in China from 2003 to 2016 [J]. Remote Sensing, 2023, 15(20): 4946.

[6] Tyukavina A, Potapov P, Hansen M C, et al. Global trends of forest loss due to fire from 2001 to 2019 [J]. Frontiers in Remote Sensing, 2022, 3: 825190.

[7] Long T, Zhang Z, He G, et al. 30 m resolution global annual burned area mapping based on landsat images and google earth engine [J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 489.

[8] Sivrikaya F, Gvnlv A, Küçük Ö, et al. Forest fire risk mapping with Landsat 8 OLI images: Evaluation of the potential use of vegetation indices [J]. Ecological Informatics, 2024, 79: 102461.

[9] Vo V D, Kinoshita A M. Remote sensing of vegetation conditions after post-fire mulch treatments [J]. Journal of Environmental Management, 2020, 260: 109993.

[10] Parker B M, Lewis T, Srivastava S K. Estimation and evaluation of multi-decadal fire severity patterns using Landsat sensors [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 170: 340−349.

[11] Hislop S, Haywood A, Jones S, et al. A satellite data driven approach to monitoring and reporting fire disturbance and recovery across boreal and temperate forests [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020,

87: 102034.

[12] Kennedy R E, Yang Z, 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.

[13] Huang C, Goward S N, Masek J G, et al. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(1): 183−198.

[14] Zhu Z, Woodcock C E. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 144: 152−171.

[15] Verbesselt J, Zeileis A, Herold M. Near real-time disturbance detection using satellite image time series [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123: 98−108.

[16] Yin J, He B, Fan C, et al. Fire has become a major disturbance agent in the forests of Southwest China [J]. Ecological Indicators, 2024, 160: 111885.

[17] Taha R, Musleh F, Musleh A R. Fire type classification in the USA using supervised machine learning techniques[J]. Journal of Engineering Research and Sciences, 2025, 4(6): 1−8.

[18] Baijnath-Rodino J A, Le P V V, Foufoula-Georgiou E, et al. Historical spatiotemporal changes in fire danger potential across biomes [J]. Science of the Total Environment, 2023, 870: 161954.

[19] Marinho A A R, de Gois G, de Oliveira-Júnior J F, et al. Temporal record and spatial distribution of fire foci in State of Minas Gerais, Brazil [J]. Journal of Environmental Management, 2021, 280: 111707.

[20] Chen J, Lv Q, Wu S, et al. An adapted hourly Himawari-8 fire product for China: Principle, methodology and verification [J]. Earth System Science Data, 2023, 15(5): 1911−1931.

[21] Deakin R E, Bird S C, Grenfell R I. The centroid? where would you like it to be ? [J]. Cartography, 2002, 31(2): 153−167.

[22] Aftergood O S R, Flannigan M D. Identifying and analyzing spatial and temporal patterns of lightning-ignited wildfires in Western Canada from 1981 to 2018 [J]. Canadian Journal of Forest Research, 2022, 52(11): 1399−1411.

[23] Oom D, Pereira J M C. Exploratory spatial data analysis of global MODIS active fire data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21: 326−340.

[24] Zhao F, Liu Y, Shu L. Change in the fire season pattern from bimodal to unimodal under climate change: the case of Daxing' anling in Northeast China [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 291: 108075.

[25] Wu Z, He H S, Yang J, et al. Relative effects of climatic and local factors on fire occurrence in boreal forest landscapes of northeastern China [J]. Science of the Total Environment, 2014, 493: 472−480.

[26] Sa C, Meng F, Luo M, et al. Spatiotemporal variation in snow cover and its effects on grassland phenology on the Mongolian Plateau [J]. Journal of Arid Land, 2021, 13(4): 332−349.

[27] Masek J G, Vermote E F, Saleous N E, et al. A Landsat surface reflectance dataset for North America, 1990−2000 [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(1): 68−72.

[28] Zhu Z, Woodcock C E. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 118: 83−94.

[29] Zhang X, Zhao T, Xu H, et al. GLC_FCS30D: the first global 30 m land-cover dynamics monitoring product with a fine classification system for the period from 1985 to 2022 generated using dense-time-series Landsat imagery and the continuous change-detection method [J]. Earth System Science Data, 2024, 16(3): 1353−1381.

[30] DeVries B, Decuyper M, Verbesselt J, et al. Tracking disturbance-regrowth dynamics in tropical forests using structural change detection and Landsat time series [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 169: 320−334.

[31] Cohen W B, Yang Z, Healey S P, et al. A LandTrendr multispectral ensemble for forest disturbance detection [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 205: 131−140.

[32] Li Y, Wu Z, Xu X, et al. Forest disturbances and the attribution derived from yearly Landsat time series over 1990–2020 in the Hengduan Mountains Region of Southwest China [J]. Forest Ecosystems, 2021, 8(1): 73.

[33] Marcon M, Höfle B. Dfilled: repurposing edge-enhancing diffusion for guided DSM void filling[J/OL]. arXiv preprint, 2025: 2501.15440[2025−12−23]. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10972569.

[34] Zhang Y, Chen S. Wood trade responses to ecological rehabilitation program: Evidence from China's new logging ban in natural forests [J]. Forest Policy and Economics, 2021, 122: 102339.

[35] Zhang Y, Woodcock C E, Chen S, et al. Mapping causal agents of disturbance in boreal and Arctic ecosystems of North America using time series of Landsat data [J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 272: 112935.

[36] Mann H B. Nonparametric tests against trend [J]. Econometrica, 1945, 13(3): 245.

[37] Sen P K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau [J]. Journal of the American Statistical Association, 1968, 63(324): 1379−1389.

[38] Ripley B D. Modelling Spatial Patterns [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1977, 39(2): 172−192.

[39] 张文文, 王劲, 王秋华, 等. 基于 MODIS 的云南省 2001—2020 年林火发生时空特征分析 [J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2023, 47(5): 73−79.
Zhang W W, Wang J, Wang Q H, et al. Analyses on spatial and

temporal characteristics of forest fires in Yunnan Province based on MODIS from 2001 to 2020 [J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2023, 47(5): 73−79.

[40] Yuill R S. The standard deviational ellipse; an updated tool for spatial description [J]. Geografiska Annaler: Series B, Human Geography, 1971, 53(1): 28−39.

[41] Lewis D. Elementary statistics for geographers, 3rd ed [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society), 2010, 173(2): 464.

[42] Lemesios I, Petropoulos G P. Vegetation regeneration dynamics of a natural Mediterranean ecosystem following a wildfire exploiting the LANDSAT archive, google earth engine and geospatial analysis techniques [J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2024, 34: 101153.

[43] Pasquarella V J, Arévalo P, Bratley K H, et al. Demystifying LandTrendr and CCDC temporal segmentation [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 110: 102806.

[44] Andela N, Morton D C, Giglio L, et al. A human-driven decline in global burned area [J]. Science, 2017, 356(6345): 1356−1362.

[45] Zhang B, Cai D, Ai S, et al. Research on the influencing factors and prevention measures of long-term forest fire risk in Northeast China [J]. Ecological Indicators, 2023, 155: 110965.

[46] Zhang M T, Kang X G, Meng J H, et al. Distribution patterns and associations of dominant tree species in a mixed coniferous-broadleaf forest in the Changbai Mountains [J]. Journal of Mountain Science, 2015, 12(3): 659−670.

[47] Wu P, Xie Y, Li Y, et al. Provenance variations of the loess deposits in the East Asian monsoon boundary zone, Northeast China: response to the variations of climate and wind regimes [J]. Catena, 2023, 222: 106804.

[48] Qin Y, Holden N, Feng Q, et al. Influence of slope aspect on plant community composition and its implications for restoration of a Chinese mountain range [J]. Polish Journal of Environmental Studies, 2017, 26(1): 375−383.

（责任编辑　孟　瑶
责任编委　臧润国）