

# 基于随机森林方法的森林火险遥感监测

徐雨飞<sup>1,2</sup>, 孙睿<sup>1,2,3</sup>, 黄薪豫<sup>1,2</sup>

1. 北京师范大学 地理科学学部, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;

2. 北京师范大学 地理科学学部, 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心, 北京 100875;

3. 北京师范大学 文理学院, 珠海 519085

**摘要:** 近年来森林火灾发生频繁, 给人们正常工作生活以及自然生态系统带来了很大的影响。火险的评估对森林火灾的预防、消防资源的配置有着重要的意义。本文通过收集国内的历史森林火灾事件, 综合不同地区的气象因子、植被指数、地形因子等, 利用随机森林方法, 建立了一个综合的火险评估模型。研究中, 火灾事件结合 FIRMS 数据选取, 火灾影响因素则由不同数据产品计算得到, 气象因子、地形因子、植被指数分别利用 ERA5-land 数据、SRTM DEM 产品和 MODIS 反射率产品 MCD43A4 计算得到。从测试案例结果来看, 所建立的火险评估模型准确性比较高, ROC 曲线下面积达到了 0.84, 在火险时序预测以及火险空间分布评估方面都取得较好的效果。虽然火灾发生的区域不同, 影响火灾发生的因素也不同, 但是火险值均在火灾发生前一周较高, 其他时间火险值较低; 火险空间分布比较合理, 火灾发生区域的火险值从火灾发生前两个月至火灾发生当天逐渐升高。本文建立的火险评估模型涉及指标较全面, 可以比较准确评估火险情况, 同时可以应用在中国不同地区, 部分解决地域限制性问题。

**关键词:** 森林火灾, 火险, 遥感, 随机森林, 危险监测

**中图分类号:** S762.3+1/TP79/P2

**引用格式:** 徐雨飞, 孙睿, 黄薪豫. 2025. 基于随机森林方法的森林火险遥感监测. 遥感学报, 29(3): 649–664

Xu Y F, Sun R and Huang X Y. 2025. Remote sensing monitoring of forest fire hazard based on random forest method. National Remote Sensing Bulletin, 29(3): 649–664 [DOI: 10.11834/jrs.20243323]

## 1 引言

由于全球环境的变化, 近些年来全球火灾发生较以前更为频繁 (翟杰休 等, 2022)。火灾给自然环境和人类社会带来很大影响, 例如污染空气、破坏生物多样性、影响社会经济的发展、危害人们的生命财产安全等 (饶月明 等, 2020)。森林火险研究对于森林火灾的预防, 消防资源的布置有重要的参考价值 (Iban 和 Sekertekin, 2022)。

本文关注的森林火险主要指森林火灾危险性, 重点关注森林火灾发生的可能性。森林火灾危险性是指森林火灾致灾因子的危险性, 即森林火灾致灾因子的不同强度以及其出现的可能性 (国家林业和草原局, 2021)。森林火灾危险性评估就是对可能发生的森林火灾及其强度进行评定和估计

(国家林业和草原局, 2021)。风险与危险性不同, 风险不仅考虑到发生事件的可能性, 而且包括预期损失情况, 是发生火灾的概率与后果的组合 (中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局和中国国家标准化管理委员会, 2015)。森林火险的研究主要关注与森林火灾发生有关的因素, 包括植被生长情况、含水量、植被覆盖类型、干燥程度、地形因素 (海拔高度, 坡度等)、气象因素 (温度, 湿度, 风速等) 等 (Chen 等, 2023), 通过构建线性、随机森林、支持向量机回归、Logistic 回归等模型来评估森林火险 (Rihan 等, 2023)。

目前国内外针对森林火险的研究方法较为多样, 包括建立火险评估模型, 基于可燃物含水量, 基于机器学习方法进行火险预测等, 具体方法例如随机森林方法 (李史欣 等, 2023)、网格 GIS 分

收稿日期: 2023-07-24; 预印本: 2024-01-17

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2021YFB3901201)

第一作者简介: 徐雨飞, 研究方向为森林火险的评估。E-mail: 202221051086@mail.bnu.edu.cn

通信作者简介: 孙睿, 研究方向为生态环境遥感。E-mail: sunrui@bnu.edu.cn

析法(崔亮等, 2012)、层次分析法(安佳怡等, 2022)、时空机器学习的方法(Bhowmik等, 2023)、对相关指标的时间序列分析法(Serra-Burriel等, 2021)等。其中建立火险评估模型方法需要收集历史火灾事件(Serra-Burriel等, 2021), 收集影响火灾发生的相关因素, 通常包括可燃物含水量(LFMC)(唐子桐等, 2022)、地形、天气、人类活动的影响、可燃物情况等因素(Bergado, 2021)。将上述因素输入到火险评估模型中, 输出火险评估结果。针对火险评估的结果可以制作火险评估地图, 便于对不同地点火险评估, 指导防火工作(Adhikari等, 2021), 也可以结合WebGIS技术建立火灾预警系统(阚华斐, 2019)。

国内大部分森林火险研究只关注某个特定地区(唐子桐等, 2022; 曲延浩, 2020; 崔亮等, 2012; 祁雄辉, 2022; 安佳怡等, 2022), 对特定地区的数据进行训练与预测, 模型的迁移性不强, 存在对一个地区适用性强, 对别的地区适用性弱的问题, 具有区域局限性问题。安佳怡等(2022)选取可燃物、地形地势以及人为因子等因素, 以重庆市合川区为研究区域, 利用层次分析法给各因子赋权重指标, 划分重庆地区森林火险等级。崔亮等(2012)通过搜集1994年—2005年呼伦贝尔地区火灾统计月报表和气象资料, 结合网格GIS技术, 利用加权综合评价法对呼伦贝尔地区火险评估, 确定预警阈值, 对高火险情况预警。另外, 在利用遥感数据进行森林火险评估时, 多利用一个或少量几个植被指数, 如归一化差值植被指数NDVI、增强植被指数EVI等(李史欣等, 2023; 冯俊辰, 2023; 付小春, 2023), 冯俊辰(2023)以澳大利亚的3个州为研究对象, 利用机器学习方法建模, 在选取植被指数时只考虑了NDVI和两波段增强植被指数(EVI2), 未考虑与水分有关的植被指数。付小春(2023)利用层次分析法绘制湖南省怀化市溆浦县的森林火险地图, 在选取的指标中考虑到了地形湿度指数, 但是植被指数只选择了NDVI, 实际上, 植被指数的种类很多, 不同的植被指数利用的波段不同, 反映的信息也不同, 选择多种植被指数有可能更好地反映火险信息。

本文将考虑可燃物水分因素、中国气候分区以及季节因素, 综合多种植被指数、水分因素、地形因素和气象因素等, 同时考虑可燃物水分因素、中国气候分区以及季节因素, 利用随机森林

方法建立了一个较为综合全面的火险评估模型。本文的创新性主要体现在构建火险评估模型时考虑的因素较为全面综合, 选取的植被指数不仅包含与植被长势有关的植被指数, 而且包含与水分有关的植被指数、非光合植被指数, 不同的植被指数可以尽可能全面地反映可燃物信息。森林火灾发生不仅具有季节性的特点, 也具有地域性的特点, 火灾涉及相关因素较多, 相关研究中对整个中国的森林火险评估的关注较少。本文引入了中国气候分区这一要素, 将不同地区发生的森林火灾进行标注, 所建模型可以对不同地区的火险进行评估, 部分解决地域局限性的问题。同时火险模型中涉及的遥感数据较多, 对多源遥感数据的使用提供了一定的参考。

## 2 研究数据与方法

### 2.1 研究数据

森林火灾的发生受到多种因素的影响, 评估森林火险具有复杂性以及不确定性。森林火灾主要受到天气条件、可燃物状况、火灾位置、地形条件、点燃方式等因素影响(刘嘉雷等, 2023), 本文结合国内不同区域所发生的森林火灾案例, 选择气象数据、地形数据和不同类型遥感植被指数等, 构建森林火险评估模型。

(1) 火灾事件的选择。为了建立和验证火险评估模型, 本文共收集了国内森林火灾案例区域81个, 时间跨度上从2002年—2020年, 分布于中国的5个气候区域: 高原山地气候、温带大陆性气候、温带季风气候、亚热带季风气候和热带季风气候地区。

本文将81个火灾案例区域划分为训练数据与测试数据, 其中69个作为训练数据, 12个作为测试数据。81个火灾案例区域分布在中国不同省份, 其中黑龙江省大兴安岭地区、云南省、四川省的火灾案例较多。南方地区的火灾案例选取多于北方地区, 南方地区的广东省、湖南省、江西省选取的火灾案例较多, 北方地区的火灾案例选取地区包括山东省、山西省、吉林省等地。测试数据涵盖南北方不同地区 and 不同气候区, 火灾发生时间尽量包含不同季节, 其余数据则归入训练数据。火灾事件通过中国森林草原防火网、国家森林草原防火指挥部办公室等网站(<https://slcyfh.>

mem.gov.cn/[2023-07-24]) 查询获取。火灾区域提取使用的数据是资源管理系统火灾信息 FIRMS (Fire Information for Resource Management System), 在 Google Earth Engine 平台上直接使用该数据。FIRMS 中包含的火灾数据有 MCD14DL, VIIRS 375 m NRT 等 (Çolak 和 Sunar, 2020)。NASA LANCE (NASA's Land, Atmosphere Near-real-time Capability for EOS) 以 MODIS MOD14/MYD14 产品标准来对该产品进行处理。该影像探测的是活跃火点, 一个像素内可能发生一起或者多起火灾, 空间分辨率为 1000 m。该数据对单个火灾像素点的质量进行评估, 以置信度波段表示。置信度较高反映相对温度异常高, 置信度较低反映相对温度异常低。置信度也反映出像素受太阳闪烁影响的情况, 选取置信度高的像素可以尽可能确定真正的火像素。置信度的范围在 0—100% (Çolak 和 Sunar, 2020), 可以由此确定置信度等级 (低、标准、高)。

本文选取置信度大于 80 的火灾像素, 并根据实际影像对比, 查看实际地物类型是否为森林地带, 若为森林地带, 则人工勾画火灾区域。测试数据和训练数据均基于勾画出的区域获得。勾画样例在 GEE (Google Earth Engine) 平台上可以直接完成。以测试数据中的两个火灾案例举例, 勾画范围如图 1、图 2 所示。



图1 2014年1月江西省宜春市火灾区域(2014年1月23日 Landsat 8影像)

Fig. 1 Fire area in Yichun city, Jiangxi province, January 2014 (Landsat 8 image, January 23, 2014)

(2) 气象数据。气象要素数据采用 ERA5-land 产品数据。ERA5-land 数据是欧洲中期天气预报中心 ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) 发布的第五代全球陆面再分析数据集, 是将模型数据与来自世界各地的观测结果结合形成一个全球完整而且一致的数据集。它

是逐小时的气象数据, 降水量的数据由每小时数据加和得到全天数据, 其余气象要素 (风速、气温、露点温度) 均是逐小时值求平均得到日均值数据。火险评估模型中输入的气象要素为降水量、风速、气温和相对湿度, 其中相对湿度 (RH) 通过气温和露点温度计算得到的。计算公式如下 (Bacon 等, 2022):

$$RH = e^{\frac{17.625T_d}{T_d + 243.04} - \frac{17.625T_a}{T_a + 243.04}} \quad (1)$$

式中,  $T_d$  是露点温度 (°C),  $T_a$  是气温 (°C)。

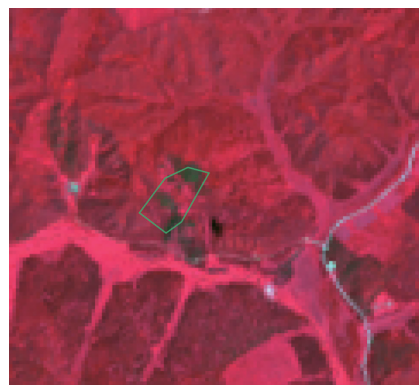


图2 2013年5月黑龙江省鹤岗市火灾区域(2013年7月14日 Landsat 8影像)

Fig. 2 Fire area in Hegang city, Heilongjiang province, May 2013 (Landsat 8 image, July 14, 2013)

(3) 地形数据。地形要素由数字高程模型 SRTM DEM (Digital Elevation Model) 数据获得。SRTM (Shuttle Radar Topography Mission), 即航天飞机雷达地形测绘使命, 是一项国际研究工作, 由美国航空航天局 NASA (National Aeronautics and Space Administration) 提供, DEM 产品空间分辨率大约为 30 m。地形是影响火灾发生与蔓延的重要因素。输入模型当中的地形要素为海拔、坡度和坡向。

(4) 土地覆盖数据。在进行火险的空间分布研究时, 本文关注的是森林区域, 需要将非森林部分掩膜掉。为了获得准确可靠的研究范围, 选取土地覆盖产品 MODIS Land Cover 产品 MCD12Q1。该产品是由 Terra 和 Aqua 每年的观测数据处理得到的, 覆盖范围是全球, 时间分辨率为每年, 空间分辨率为 500 m, 共有 5 套分类标准 (刘沁萍等, 2020), 本文选取其中的 IGBP (International Geosphere-Biosphere Programme) 分类结果。

(5) 中国气候分区数据。气候因素是影响火灾发生的重要因素。中国气候分区主要分为 5 种

(郑荣伟 等, 2023), 分别是高原山地气候、温带大陆性气候、温带季风气候、亚热带季风气候、热带季风气候。输入模型时需要对应不同气候类型编码, 如表 1 所示。

表 1 中国气候分区类型  
Table 1 Climatic zoning types in China

气候分区	代码
高原山地气候	1
温带大陆性气候	2
温带季风气候	3
亚热带季风气候	4
热带季风气候	5

(6) 季节因素。本文建立的火险评估模型包括季节因素。中国不同季节火灾的发生情况区别比较大, 春天火灾发生次数最多, 夏季火灾发生次数最少(李瑜洁 等, 2020), 考虑季节因素会使火险评估模型更加全面。模型中用年内日序来表征季节因素, 比如第 1 天, 第 2 天, …… , 第 365 天等。

(7) 植被指数的获取。森林火灾的发生与可

燃物状况, 包括可燃物类型、可燃物量、可燃物含水量等有密切的关系。遥感植被指数可以间接反映可燃物量与可燃物含水量信息, 本文选择了 3 类植被指数, 分别是与植被长势有关的植被指数、与水分有关的植被指数、非光合植被指数。反映植被长势的植被指数, 例如 NDVI 可以有效表征可燃物状态。反映水分的植被指数, 例如 NDII7 (Normalized Difference Infrared Index band 7) 可以有效表征可燃物含水率(李哲全 等, 2021); 非光合植被指数可以反应植物凋落物、衰老叶子的情况, 也是评估火险的重要指标(Dennison 等, 2023)。

植被指数使用 MODIS 地表反射率产品 MCD43A4 计算, 该产品空间分辨率为 500 m, 时间分辨率为一天, 是经过双向反射率分布函数调整得到的反射率产品, 经过了辐射校正、地形校正和大气校正操作, 像元中有云和雪覆盖的区域已作了剔除操作。

3 类植被指数的具体计算公式如表 2 所示, 公式中的数字代表着 MCD43A4 的波段。

表 2 植被指数计算公式  
Table 2 Formula for calculating vegetation index

火险指标		公式
与植被长势有关的植被指数	归一化差值植被指数 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)(Rouse 等, 1974)	$NDVI = \frac{\rho_2 - \rho_1}{\rho_2 + \rho_1}$
	增强植被指数 EVI(Enhanced Vegetation Index)(Huete 等, 1997)	$EVI = 2.5 \times \frac{\rho_2 - \rho_1}{\rho_2 + 6\rho_1 - 7.5\rho_3 + 1}$
	可见大气阻力指数 VARI(Visible Atmospherically Resistant Index)(Gitelson 等, 2002)	$VARI = \frac{\rho_4 - \rho_1}{\rho_4 + \rho_1 - \rho_3}$
与水分有关的指数	水分胁迫指数 MSI(Moisture Stress Index)(Rock 等, 1986)	$MSI = \frac{\rho_6}{\rho_2}$
	可燃物含水量 LFM(Live Fuel Moisture Content)(Arganaraz 等, 2016)	$LFMC = 540.09EVI - 31.16$
	归一化差值水分指数 NDMI(Normalized Difference Moisture Index)(Hunt 和 Rock, 1989)	$NDMI = \frac{\rho_2 - \rho_6}{\rho_2 + \rho_6}$
	归一化差值红外指数 NDII7(Normalized Difference Infrared Index band 7)(Klema 等, 1983)	$NDII7 = \frac{\rho_2 - \rho_7}{\rho_2 + \rho_7}$
	归一化差值水体指数 NDWI(Normalized Difference Water Index)(Mcfeeters, 1996)	$NDWI = \frac{\rho_4 - \rho_2}{\rho_4 + \rho_2}$
非光合植被指数	归一化土壤耕作指数 NDTI(Normalized Difference Tillage Index)(Van Deventer 等, 1997)	$NDTI = \frac{\rho_6 - \rho_7}{\rho_6 + \rho_7}$
	土壤耕作指数 STI(Soil Tillage Index)(Van Deventer 等, 1997)	$STI = \frac{\rho_6}{\rho_7}$
	土壤调整归一化土壤耕作指数 S_NDTI(Soil Adjusted NDTI)(Ren 等, 2018)	$S\_NDTI = 2 \times \frac{(\rho_6 - \rho_7)}{(\rho_6 + \rho_7 + 1)}$

2.2 研究平台

本研究主要利用 GEE (Google Earth Engine) 平台, 该平台融合了谷歌服务器的计算能力以及

大范围的云计算资源, 能够在谷歌服务器上实现快速云处理和并行处理。在 GEE 上可以直接获取一些常见的遥感数据集, 例如 MODIS, Landsat

等，数据容易访问，界面易于交互，为算法开发提供了便利的环境。利用GEE可以完成多种研究，例如土地覆盖监测、灾害管理、植被监测等。

### 2.3 研究方法

本文研究方法主要是通过随机森林方法整合相关指标，建立森林火险评估模型以预测火险。

随机森林是数据分析方法的一种，属于机器学习方法，是一种基于分类回归树的算法，通常

利用多棵决策树，对所收集到的样本进行训练，利用训练得到的模型进行预测（王斌等，2022）。训练数据输入到根节点，之后对不同因素的重要性进行排序，将决策树之间组合，与内部节点之间不断对比，投票得到最后预测结果，输出结果从叶子节点中输出（肖金榜等，2022）。

利用随机森林方法建立的火险评估模型构成如图3所示。

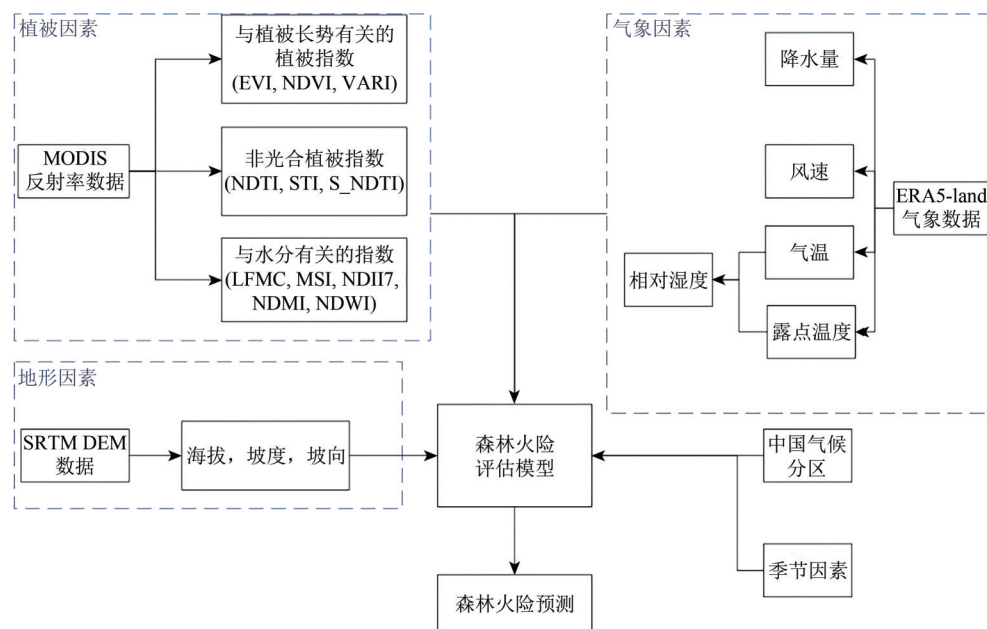


图3 火险评估模型示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the fire hazard assessment model

火险评估模型的输入主要包含5个部分：植被指数、气象因素、地形因素、中国气候分区、季节因素。火险评估模型是利用随机森林方法训练得到，通过输入某一时间的火险因子的值，得到同一时间火险的预测值。火险评估模型的构建基于国内发生的森林火灾事件的案例，整理每个案例发生时及火灾发生前两个月内的相关火险因子值，输入到随机森林模型中进行训练，其中植被指数输入的是火灾发生区域的植被指数平均值，最后建立起基于遥感数据、气象数据，地形数据等多元数据的森林火险评估模型。

本模型选取火灾发生前两个月至火灾发生当天期间的数据。在随机森林训练时，首先定义一个表征火险的指标Yield，将火灾发生或火险极高标注为1，其余天数均标注为0。Weston等（2022）研究澳大利亚南部的森林火灾时，重点关注了火

灾发生前一周森林情况，将火灾发生前一周的森林火险气象指数FFDI（Forest Fire Danger Index）与火灾发生时以及火灾发生后的森林火险气象指数对比，发现火灾发生前一周的森林火险气象指数高于火灾发生时和火灾发生后的。因此本文训练时将火灾发生前6天和火灾发生当天标注为1，其余天数均标注为0，认为火灾发生前一周火险比较高。

训练时主要涉及的参数有n\_estimators, random\_state。其中n\_estimators表示的是森林中树的数量，即评估器的数量。数量越多效果越好，但是数量过多可能会出现过拟合的问题。random\_state是控制森林生成的模式，该值固定时，随机森林会生成一组固定的树，如果不固定该值，则每一次随机森林得到的结果不同。n\_estimators默认值为10，本文中两个参数范围取100—250，通过循环遍历找到AUC（Area Under the Curve），即ROC

(Receiver Operator Characteristic) 曲线下的面积的最大值, 最后  $n\_estimators$  设置为 111,  $random\_state$  设置为 139。

训练完成后, 使用 ROC 曲线来评价火险预测的效果。ROC 曲线 (receiver operating characteristic curve, 受试者工作特征曲线) 又叫感受性曲线。纵轴为真阳性率, 横轴为假阳性率, 在不同的阈值下得到不同的点, 将点连接起来即为 ROC 曲线。ROC 曲线主要评价预测的情况, 用来检验随机森林预测的准确性。ROC 曲线下面积越大, 证明预测越准确, ROC 曲线下面积过小, 证明预测无意义。在 ROC 曲线下面积  $AUC > 0.5$  的情况下, 越接近 1, 证明预测效果越好。AUC 在 0.9 以上表示预测准确性较高, AUC 在 0.7—0.9 之间有一定准确性,  $AUC = 0.5$  表示预测没有意义。

### 3 结果与分析

#### 3.1 精度检验

利用测试数据, 经过随机森林预测后, 与实际情况对比, 得到的 ROC 曲线如图 4 所示。

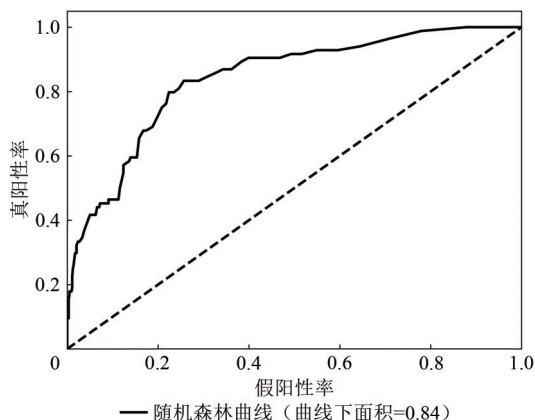


图 4 火险评估模型精度检验的 ROC 曲线

Fig. 4 ROC curve for the accuracy test of the fire hazard assessment model

从图 4 中可以看出, 针对本文中的 12 个火灾测试案例, 随机森林方法得到的曲线下面积为 0.84, 这代表该模型得到的火险预测结果比较可靠。

#### 3.2 相关影响因素重要性排序

模型中涉及的指标因素比较多, 需要对相关因素指标进行重要性排序。重要性排序的结果代表不同因素对火灾发生的驱动程度。火险相关指标重要性排序结果如图 5 所示。

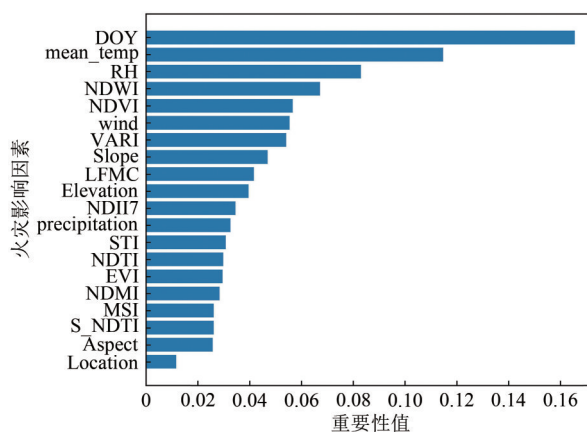


图 5 模型中各指标的重要性排序结果

Fig. 5 Ranking results of the importance of each index in the model

从图 5 可以看出, 重要性排序中最重要的是日序因素, 这代表季节因素对火灾的发生影响最大。从火灾发生案例中也能看出, 中国的火灾主要发生在春季, 夏季发生的火灾相对较少。重要性最低的是地理位置这一要素, 与水分有关的因素重要性排序也较高, 例如相对湿度 RH, NDWI。自然火灾通常发生在高温和干旱的条件下, 这也是温度和水分重要性排序比较高的原因。其他表征植被长势以及健康状况的植被指数例如 NDVI 重要性排序也比较高。这是因为植被生长状况不好的情况下含水量会出现下降, 容易引发森林火灾。坡向以及非光合植被指数重要性排序比较低。地形因素中坡度的重要性较高, 这是因为坡度会影响植被根系的保水能力, 进而影响火险。海拔高度重要性排序较低, 它作用于气象因素与植被因素来影响森林火险。海拔高度越大, 温度也相应降低, 森林的含水量升高, 森林火险会相应下降 (陈宗杰等, 2023)。

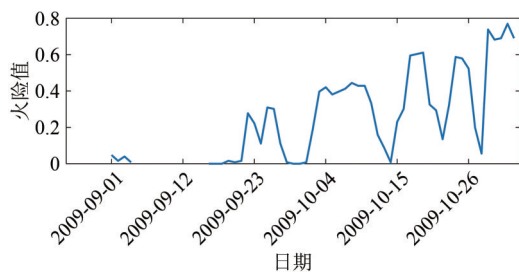
#### 3.3 火险时间序列结果分析

针对不同地区发生的火灾事件, 选择 12 个测试案例, 利用所构建的火险评估模型, 计算得到火灾发生前; 两个月内逐日火险, 图 6 是火险在时间维度上的变化。

图 6 中的 12 个测试点包含着不同的气候类型, 例如福建和广东属于亚热带季风气候, 河北、吉林、辽宁和山东属于温带季风气候。从图 6 中可以看出, 火险值在火灾发生前两个月比较低, 火灾发生前一周左右会剧烈抖动上升, 测试案例中大部分区域火灾发生前一周火险值较高, 例如 2010 年

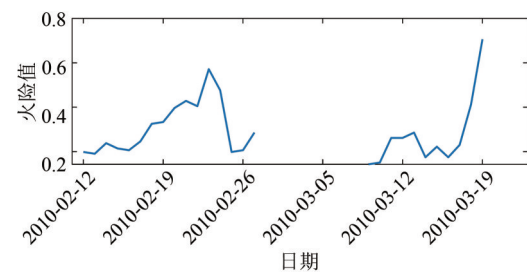
湖南岳阳森林火灾(图6(b)),2013年黑龙江鹤岗森林火灾(图6(g))等。对于其他时间段出现的火险值比较高的情况,可能是此时各方面的因素比较利于火灾的发生,例如植被生长状况较差、温度较高、较干旱、风速较高等,以2013年福建福清森林火灾(图6(f))、2009年广东英德森林火灾(图6(a))、2011年山东莱芜森林火灾(图6(c))为例分析其他时间火险高的情况。对于福建福清地区,火险值在2013年9月21日出现明显升高,这是由于当日风速比较大,达到了8.14 m/s,而8月1日至10月12日平均风速为2.58 m/s。加之植被生长情况不好,EVI值为0.478,明显低于前几日。而火险值在9月22日出现了明显下降,这是因为9月22日降雨量达到了44 mm,显著高于之前的降雨量。对于广东英德地区,在2009年9月27日左右,

火险值出现了明显的升高,这是由于该日期左右几天风速都比较高,统计时间段内广东英德的平均风速为2.067 m/s,而9月27日的风速达到了4.30 m/s,风速远高于平均风速,风速大有助于火灾的发生和蔓延。对于河北张家口地区(图6(e)),火险值从2012年4月7日开始比较高。4月7日之前的平均气温为1.55℃,4月7日后的平均气温为13.43℃。气温逐渐升高,加之春天比较干燥,降雨量小,植被生长情况不好,因此火险值较高。对于山东莱芜地区(图6(c)),2011年3月17日火险值比较高,这是因为3月17日风速比较大,风速达到了5.52 m/s,气温也较高,达到了10.75℃,前几日的温度都未超过6℃。4月11日的火险值最高,相较于之后几天和前几天,该日相对湿度最低,相对湿度为32%,比较干燥容易引发森林火灾。



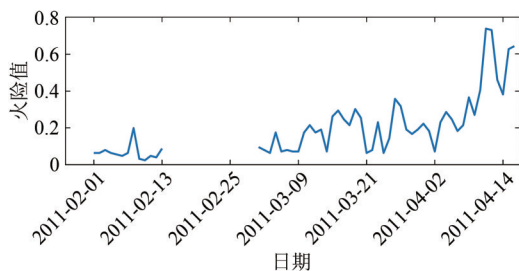
(a) 2009年11月2日广东英德火险时间序列

(a) Time series of fire hazard in Yingde, Guangdong on November 2, 2009



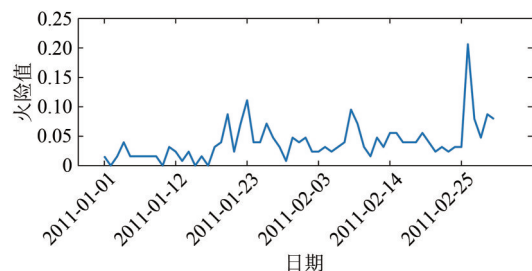
(b) 2010年3月19日湖南岳阳临湘火险时间序列

(b) Time series of fire hazard in Linxiang, Yueyang City, Hunan on March 19, 2010



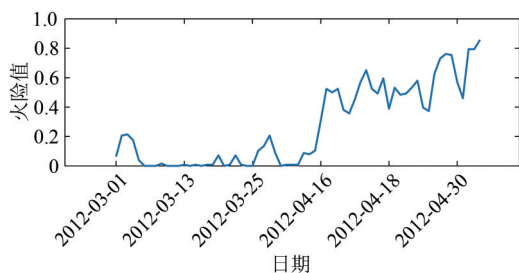
(c) 2011年4月16日山东莱芜火险时间序列

(c) Time series of fire hazard in Laiwu, Shandong on April 16, 2011



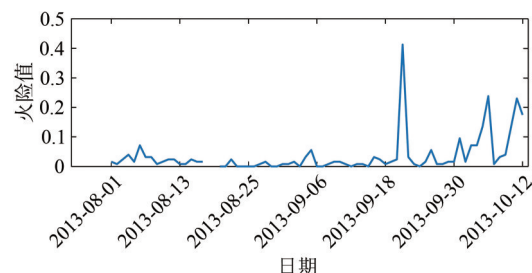
(d) 2011年3月2日云南大理剑川火险时间序列

(d) Time series of fire hazard in Jianchuan, Dali City, Yunnan on March 2, 2011



(e) 2012年5月4日河北张家口火险时间序列

(e) Time series of fire hazard in Zhangjiakou, Hebei on May 4, 2012



(f) 2013年10月11日福建福清火险时间序列

(f) Time series of fire hazard in Fuqing, Fujian on October 11, 2013

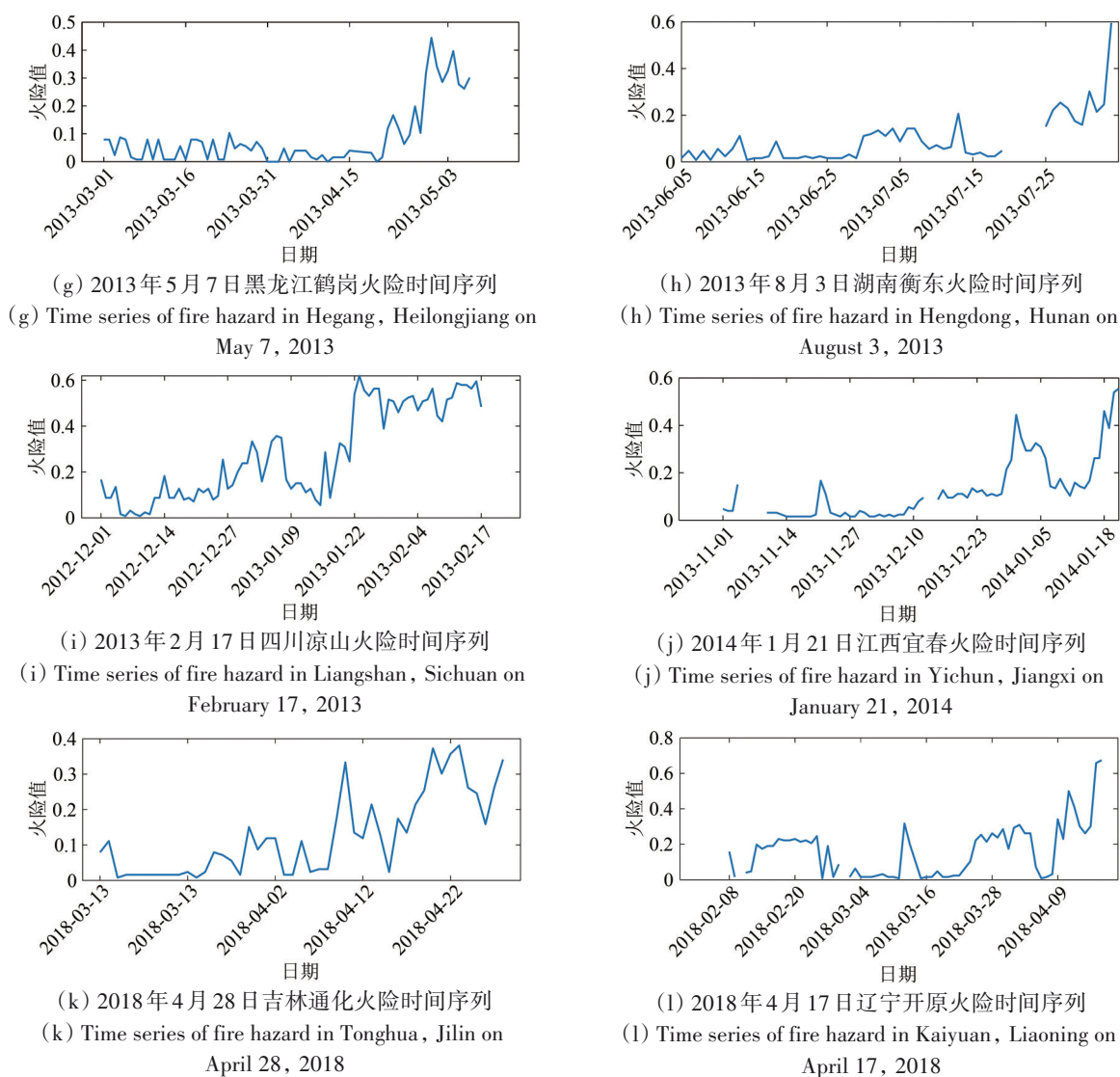


图6 不同案例火险时间序列结果  
Fig. 6 Temporal change of fire hazard for different cases

从火险预测效果来看,虽然地区不同,影响火灾发生的驱动因素不同,但是火险变化规律相似,通常火灾发生前一周左右火险的值达到了最高,这说明本文建立的模型对火险的监测效果比较好。

### 3.4 火险空间分布

近年来,四川省冬春季森林草原火灾频发,对当地生态安全及人民的生命财产安全造成巨大威胁(焦森等, 2024)。为了进一步验证所建模型对火险预测的效果,以2006年4月10日四川省凉山州木里县的森林火灾为例,利用所建模型及MODIS数据、气象数据等,计算了2006年2月10日—4月10日以及2005年4月10日四川省森林地区逐像元火险情况,进行火险空间分布的研究。图7为2005年4月10日、2006年2月10日、3月10日和4月10日的四川火险空间分布图,分别代表着火灾

发生前一年、火灾发生前两个月、火灾发生前一个月和火灾发生当天的火险空间分布,图中非森林地区的火险值标记为空值。

火灾发生区域位于2006年4月10日图像(图7(d))中勾画的红色圆圈区域内,位于四川省凉山州木里县。森林主要集中在南部、中部和西部地区,图7中颜色越蓝,火险值越低,颜色越红代表火险值越高,白色代表该地区没有数据。木里县位于四川省南部,火险值变化比较明显。从四幅图像的变化可以看出,从火灾发生前两个月、前一个月,到火灾发生当天,木里县地区火险值逐渐升高,这与季节性火险变化有关。与前一年四川木里县火险(2005年4月10日(图7(a)))对比,木里县前一年火险值明显低于火灾发生当天的火险值。这说明本模型火险空间分布评估效果较好。

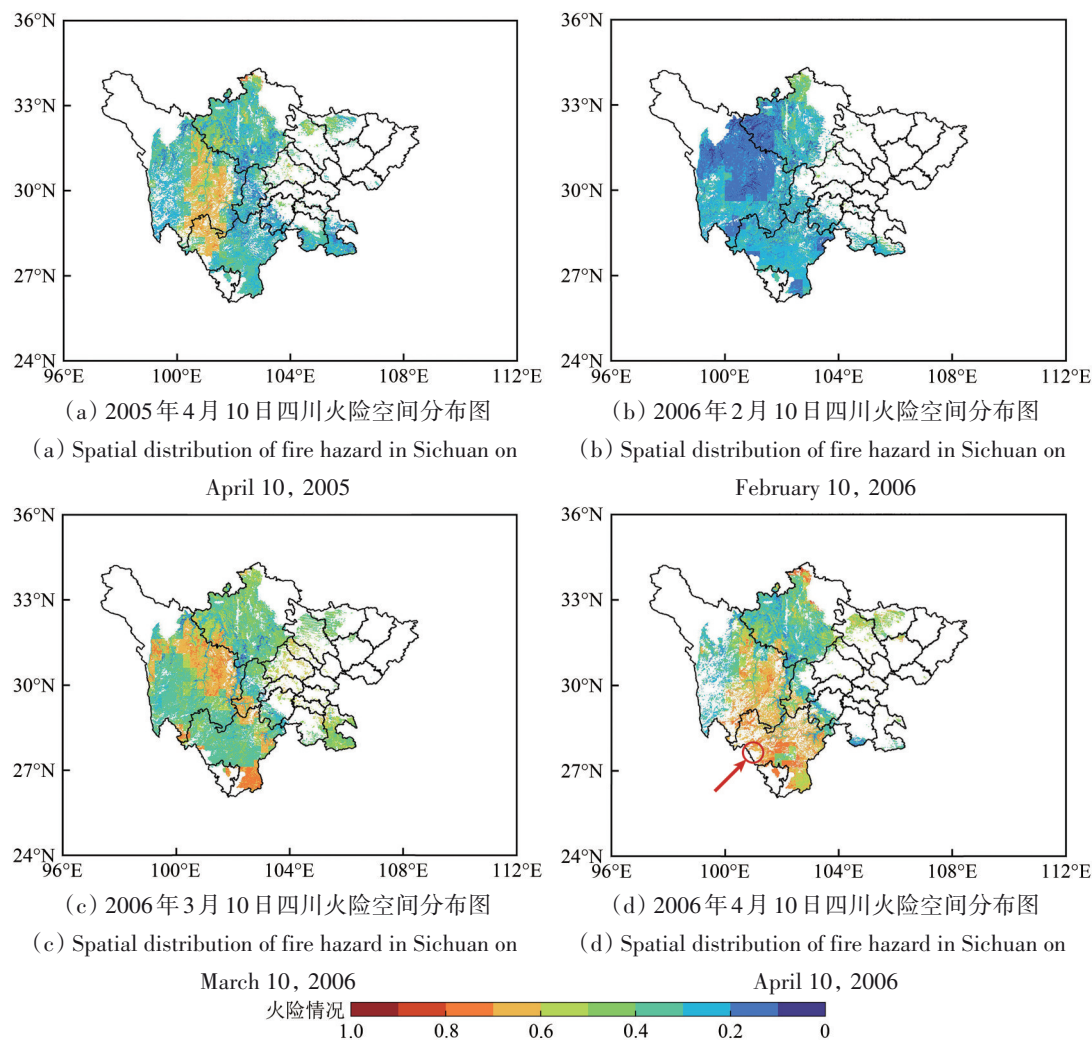


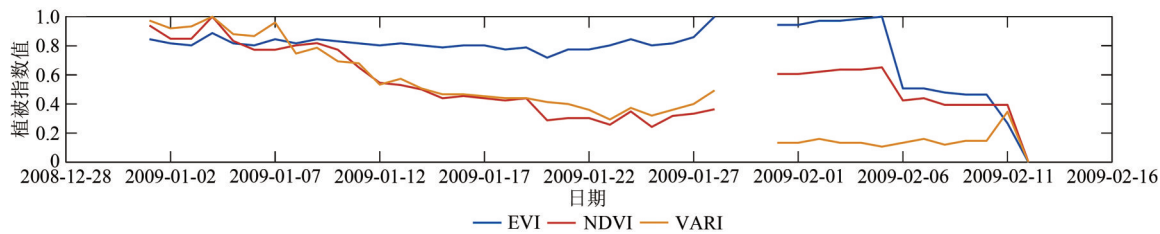
图7 四川森林火险的空间分布图  
Fig. 7 Spatial distribution map of forest fire hazard in Sichuan

4 讨论

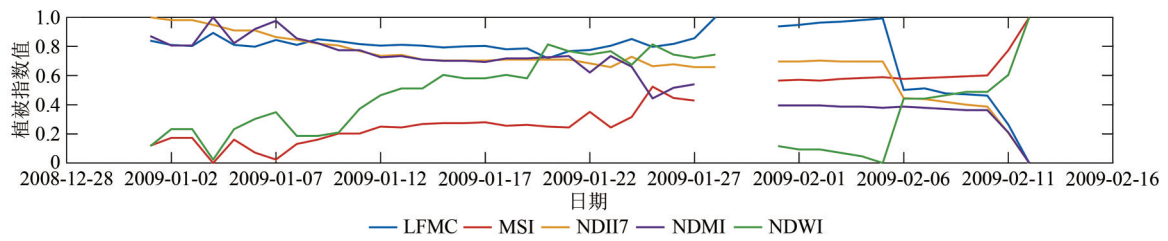
4.1 模型训练中火险值量化合理性分析

模型训练时火险值的量化比较困难，本文训练时将火灾发生前6天和火灾发生当天的火险值标注为1，其余天数均标注为0，存在较大的主观性。为了分析这样取值的合理性，本文分析了火灾前植被指数的变化规律，并对比了不同标注天数的

模型精度结果。  
图8、9、10展示了2009年2月12日福建三明、2019年9月24日湖南衡东、2019年3月29日山西沁源的3个林火案例火灾发生前的植被指数的变化规律，作为对比，图11为2018年山西沁源同区域植被指数的变化规律，该区域2018年未发生火灾。其中每个图中的子图代表着不同类型的植被指数，不同植被指数的范围不同，为了进行趋势分析比较，图中的数据均已经过最大最小归一化处理。

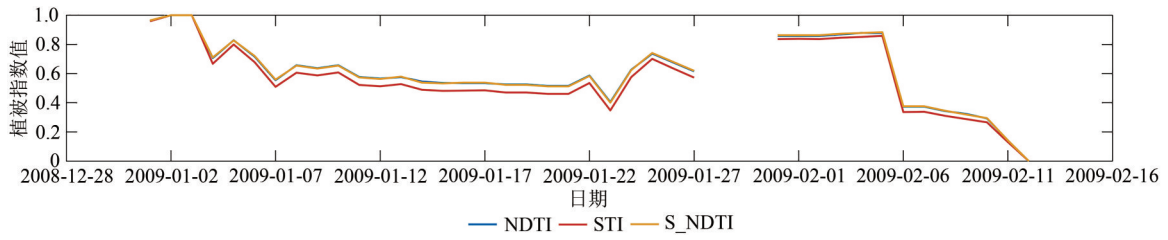


(a) 与植被长势有关的植被指数  
(a) Vegetation index related to vegetation growth



(b) 与植被水分有关的植被指数

(b) Vegetation index related to vegetation moisture

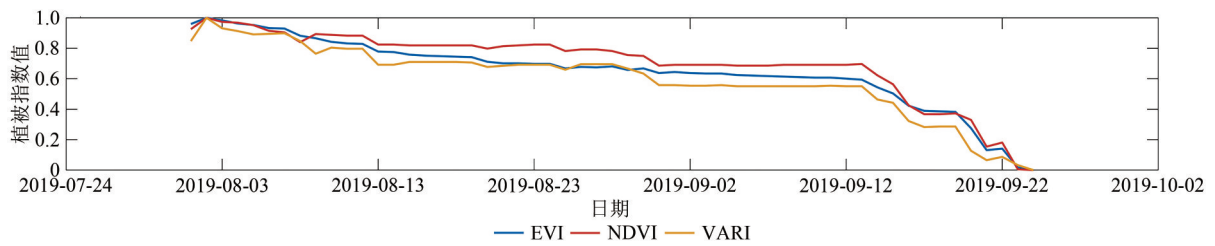


(c) 非光合植被指数

(c) Non-photosynthetic vegetation index

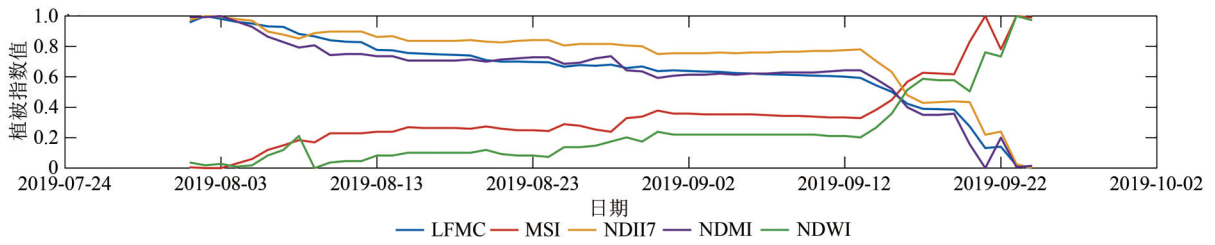
图8 2009年福建三明不同植被指数的时间变化规律

Fig. 8 Temporal changes of different vegetation indexes in Sanming, Fujian province in 2009



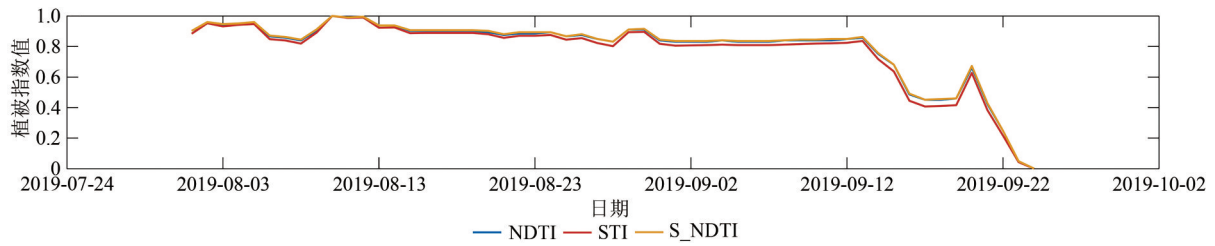
(a) 与植被长势有关的植被指数

(a) Vegetation index related to vegetation growth



(b) 与植被水分有关的植被指数

(b) Vegetation index related to vegetation moisture



(c) 非光合植被指数

(c) Non-photosynthetic vegetation index

图9 2019年湖南衡东不同植被指数的时间变化规律

Fig. 9 Temporal changes of different vegetation indexes in Hengdong, Hunan Province in 2019

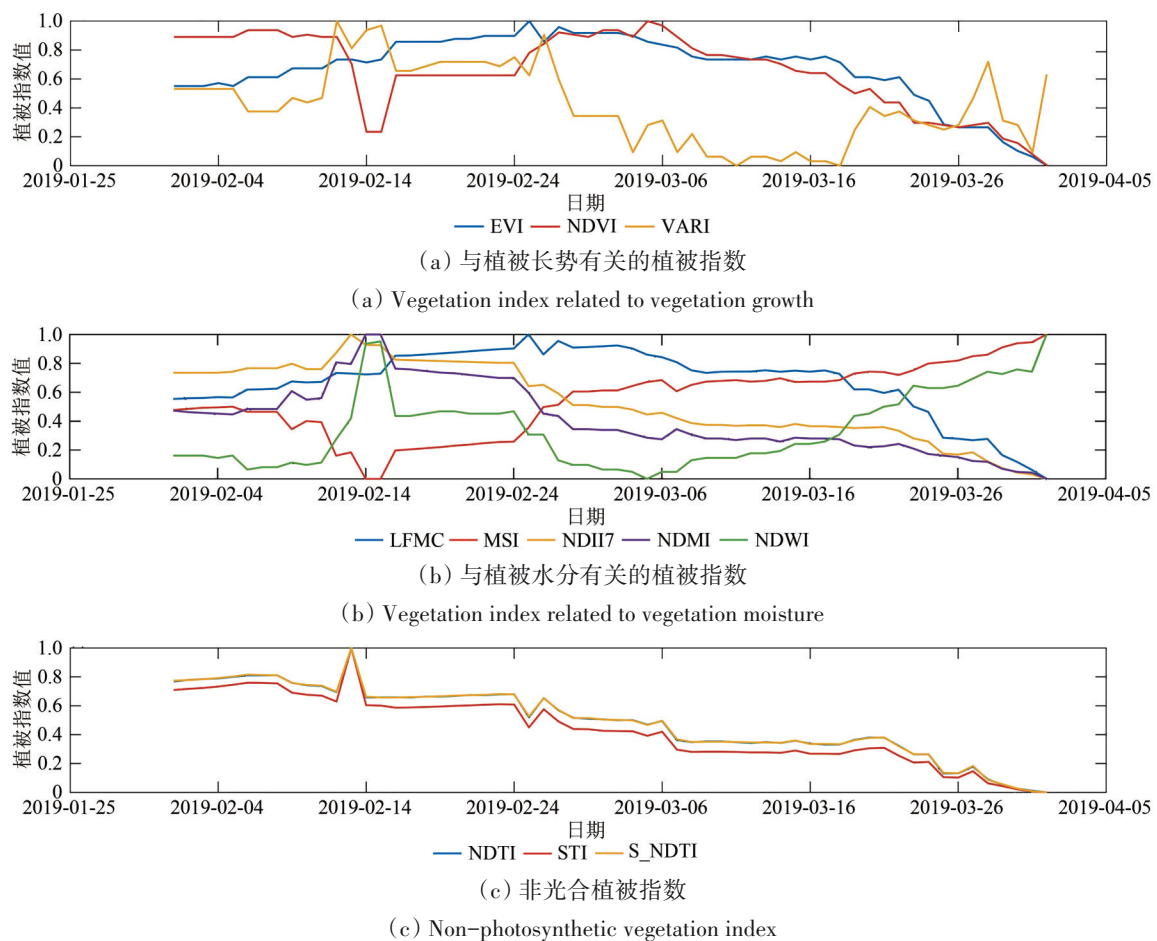


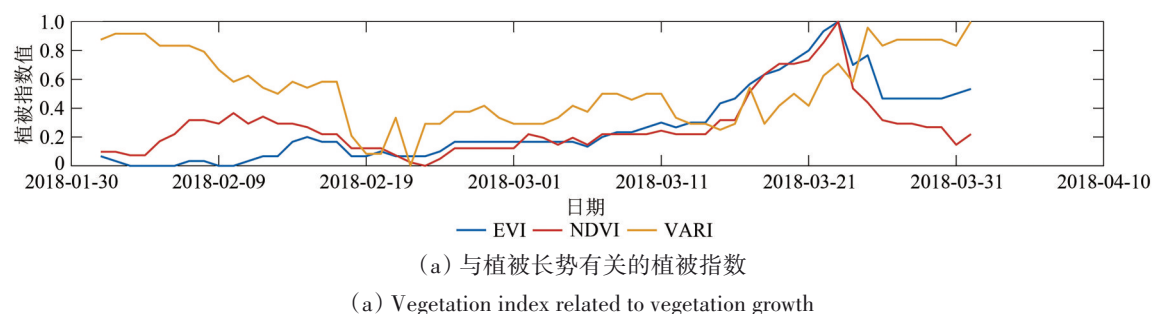
图 10 2019 年山西沁源不同植被指数的时间变化规律

Fig. 10 Temporal changes of different vegetation indexes in Qinyuan, Shanxi Province in 2019

从图 11 中可以看出大部分植被指数在火灾发生前一周有明显的变化, 大部分指标会呈现下降趋势, 部分指标如 MSI 表征干旱情况会出现上升的情况。湖南衡东的案例中虽然在火灾发生前两到三周也出现了相关影响因素下降的情况, 但是下降的程度远低于火灾发生前一周的下降情况。将 2019 年山西沁源地区发生的一次森林火灾与 2018 年山西沁源同区域的植被指数变化情况对比也能看出, 2019 年火灾发生前一周各指标的变化较明显, 例如表征植被健康的指标 EVI, 表征植被水分的 NDI7, 以及非光合植被因素等出现了明显下降。2018 年该地区未发生

火灾, 各指标没有明显的变化规律, 总体呈现波动性变化。上述结果表明火灾发生前一周的危险性较高, 重点关注火灾发生前一周的火险是比较合理的。

图 12 是将火灾发生前 4 天和火灾发生当天火险值标注为 1, 共 5 天标注为 1 的 ROC 曲线, 图 13 是将火灾发生前 2 天和火灾发生当天火险值标注为 1, 共 3 天标注为 1 的 ROC 曲线。5 天标注为 1 的 AUC 为 0.78, 3 天标注为 1 的 AUC 为 0.74, 均小于将火灾发生前 6 天标注为 1 的结果。这说明不同训练样本的设定得到的模型精度不同, 也证明将火灾发生前 6 天标注为 1 进行火险评估模型的训练比较合理。



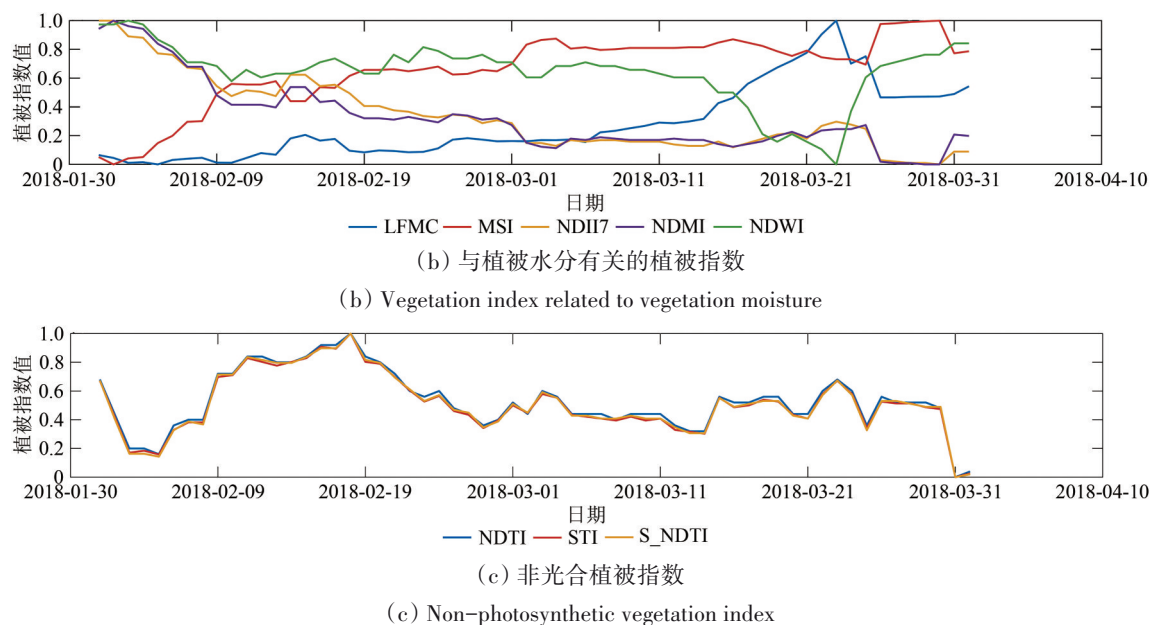


图 11 2018 年山西沁源不同植被指数的时间变化规律

Fig. 11 Temporal changes of different vegetation indexes in Qinyuan, Shanxi Province in 2018

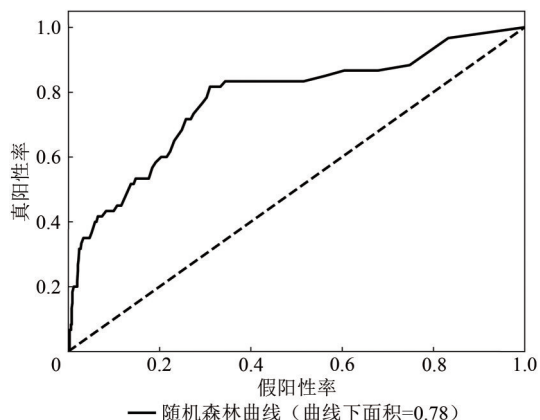


图 12 火灾发生前 4 天和火灾发生当天火险设成 1 的 ROC 曲线

Fig. 12 The ROC curve when the fire hazard yield is set to 1 on the day of the fire and 4 days before the fire

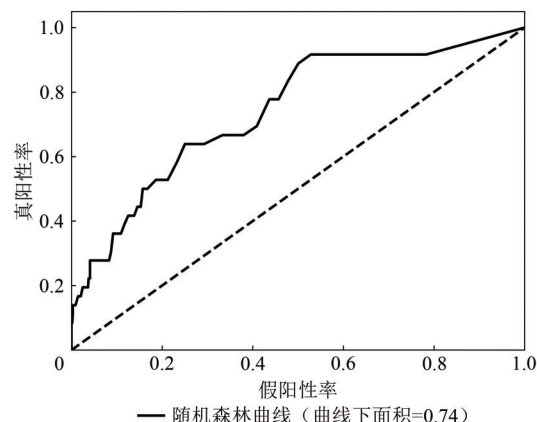


图 13 火灾发生前 2 天和火灾发生当天火险设成 1 的 ROC 曲线

Fig. 13 The ROC curve when the fire hazard yield is set to one on the day of the fire and two days before the fire

## 4.2 与气象火险指数对比分析

气象条件一定程度上决定森林火灾的发生与蔓延,气象火险指数对预报火灾发生有重要意义,对森林防火和森林资源保护也起着重要作用(李若楠等,2018)。我们同时选择修正的布龙—戴维斯森林火险气象指数模型估算气象火险指数,并与本文中火险结果进行对比。修正的布龙—戴维斯森林火险气象指数模型是国家气象中心结合布龙—戴维斯方案,利用特大火灾历史数据库进行验证,通过加权融合、反复修正等提出的,利用地方时 14 时风速、气温、相对湿度及 24 h 降雨量估算气象火险指数(丁虹等,2022)。

以 2014 年江西宜春森林火灾、2018 年辽宁开原森林火灾为例,进行森林气象火险指数与本文的森林火险评估结果的对比分析。

图 14 和图 15 中蓝色线表示本文的模型评估火险的结果,红色线代表布龙—戴维斯气象火险指数评估火险的结果。从图 14 和图 15 可以看出,火灾发生一周前,本文提出的火灾模型与火险气象指数评估火险的变化趋势是相同的,辽宁开原的案例中,两条曲线基本贴合在一起。图 14 反映出气象火险指数通常变化比较极端,火险较高的情况占比较多,植被生长情况好时火险也较高,这不能很好地反映火险情况。与气象火险指数对比,

本文提出的火险模型考虑因素较多，火险值并不是一直较高，更符合实际情况，火险评估效果要优于火险气象指数。同时气象火险指数单从气象

因子角度研究火险，容易受到地形等因素影响，受地域限制影响大，未考虑可燃物状况，有一定局限性（丁虹 等，2022）。

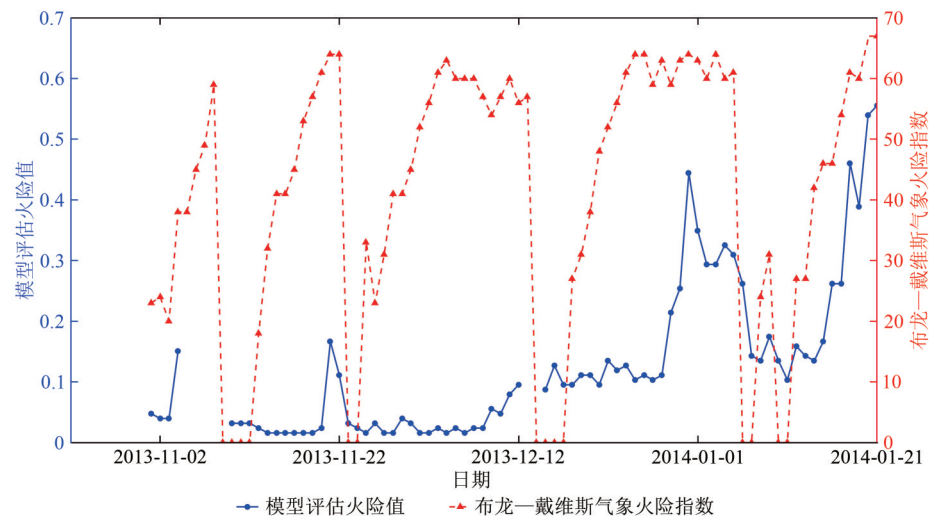


图 14 2013 年江西宜春模型评估火险与气象火险指数对比

Fig. 14 Comparison of fire hazard assessment and meteorological fire risk index in Yichun, Jiangxi Province in 2013

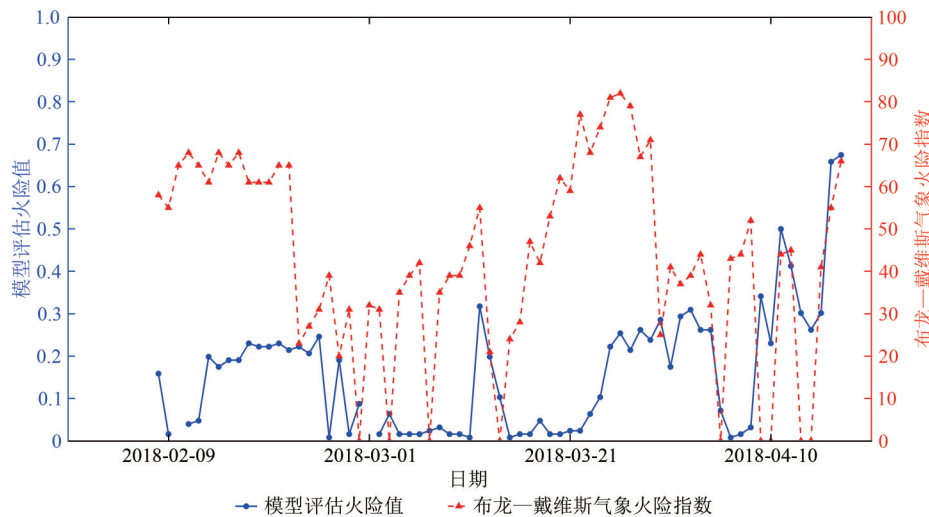


图 15 2018 年辽宁开原模型评估火险与气象火险指数对比

Fig. 15 Comparison of fire hazard assessment and meteorological fire risk index in Kaiyuan, Liaoning Province in 2018

5 结 论

本文基于随机森林方法，构建了一个森林火险预测模型，模型中包含了植被生长情况、水分因素、地形因素和气象状况等，且通过加入地理位置信息、气候分区信息等，一定程度上解决了地域限制性问题，所构建模型在火险时序预测以及火险空间分布评估方面都取得较好的效果，结果也优于气象火险指数评估火险的效果。针对本文中的火灾测试案例，ROC 曲线下面积达到了

0.84，准确性比较高。在对相关火灾驱动因素重要性排序时，研究结果表明季节因素是影响火灾发生的重要因素，其次是水分因素以及植被的生长状况，地形因素的重要性较弱。

本文也存在诸多不足之处。在建立火险评估模型时，只考虑了一些自然的因素，包括植被、气象、地形因素等，未考虑社会经济、人类活动因素的影响。同时，本文搜集了 81 个中国国内的火灾区域用于训练和测试，样本量比较少。这些都会影响训练的效果。未来会搜集更多的火

灾事件样本参与训练, 选取更多不同气候分区的中国国内火灾事件, 使样本更加丰富, 同时引入社会经济因素、人类活动因素的影响, 使火险评估更加全面准确。

## 参考文献(References)

- Adhikari B, Xu C, Hodza P and Minckley T. 2021. Developing a geo-spatial data-driven solution for rapid natural wildfire risk assessment. *Applied Geography*, 126: 102382 [DOI: 10.1016/j.apgeog.2020.102382]
- An J Y, Feng Z K, Ma T T and Gao K K. 2022. Zoning of forest fire risk levels in the Hechuan District of Chongqing based on GIS grid. *Journal of Central South University of Forestry and Technology*, 42(9): 91-101 (安佳怡, 冯仲科, 马天天, 高可可. 2022. 基于GIS格网的重庆合川区森林火险等级区划. *中南林业科技大学学报*, 42(9): 91-101) [DOI: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2022.09.011]
- Arganaraz J P, Landi M A, Bravo S J, Gavier-Pizarro G I, Scavuzzo C M and Bellis L M. 2016. Estimation of live fuel moisture content from MODIS images for fire danger assessment in southern Gran Chaco. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(12): 5339-5349 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2575366]
- Bacon E A, Kopsco H, Gronemeyer P, Mateus-Pinilla N and Smith R L. 2022. Effects of climate on the variation in abundance of three tick species in Illinois. *Journal of Medical Entomology*, 59(2): 700-709 [DOI: 10.1093/jme/tjab189]
- Bergado J R, Persello C, Reinke K and Stein A. 2021. Predicting wildfire burns from big geodata using deep learning. *Safety Science*, 140: 105276 [DOI: 10.1016/j.ssci.2021.105276]
- Bhowmik R T, Jung Y S, Aguilera J A, Prunicki M and Nadeau K. 2023. A multi-modal wildfire prediction and early-warning system based on a novel machine learning framework. *Journal of Environmental Management*, 341: 117908 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2023.117908]
- Chen C K, Xu T, Sun F L and Zhao D Y. 2023. A fire danger index assessment method for short-term pre-warning of wildfires: a case study of Xiangxi, China. *Safety Science*, 167: 106287 [DOI: 10.1016/j.ssci.2023.106287]
- Chen Z J, Yang W N, Zhang W L, Liu M X, Dong X J and He X D. 2023. Evaluation of forest flammability based on inversion data of vegetation canopy water content. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (4): 99-105 (陈宗杰, 杨武年, 张琬琳, 刘明鑫, 董秀军, 何先定. 2023. 基于植被冠层含水量反演数据的森林易燃程度评价. *测绘通报*, (4): 99-105) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2023.0111]
- Çolak E and Sunar F. 2020. The importance of ground-truth and crowdsourcing data for the statistical and spatial analyses of the NASA FIRMS active fires in the Mediterranean Turkish forests. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 19: 100327 [DOI: 10.1016/j.rsase.2020.100327]
- Cui L, Zhang J Q, Bao Y L, Tong Z J and Liu X P. 2012. A study on early warning of grassland fire disaster risk in Hulunbeier. *Acta Prataculturae Sinica*, 21(4): 282-292 (崔亮, 张继权, 包玉龙, 佟志军, 刘兴朋. 2012. 呼伦贝尔草原火灾风险预警研究. *草业学报*, 21(4): 282-292)
- Dennison P E, Lamb B T, Campbell M J, Kokaly R F, Hively W D, Vermote E, Dabney P, Serbin G, Quemada M, Daughtry C S T, Masek J and Wu Z T. 2023. Modeling global indices for estimating non-photosynthetic vegetation cover. *Remote Sensing of Environment*, 295: 113715 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113715]
- Ding H, Hu P, Tang G X and Fu Y X. 2022. Review and analysis of forest fire risk index models in China. *Inner Mongolia Forestry Investigation and Design*, 45(2): 25-29, 44 (丁虹, 胡鹏, 唐国祥, 付耀先. 2022. 我国森林火险指数模型综述分析. *内蒙古林业调查设计*, 45(2): 25-29, 44) [DOI: 10.13387/j.cnki.nmld.2022.02.017]
- Feng J C. 2023. Analysis and Research of Wildfire Detection Model Based on Machine Learning. Harbin: Harbin Normal University: 62 (冯俊辰. 2023. 基于机器学习的野火检测模型的分析与研究. 哈尔滨: 哈尔滨师范大学: 62) [DOI: 10.27064/d.cnki.ghasu.2023.001111]
- Fu X C. 2023. GIS based map production of forest fire potential risks in Xupu County. *South China Agriculture*, 17(6): 74-77 (付小春. 2023. 基于GIS的溆浦县森林火灾潜在风险地图制作. *南方农业*, 17(6): 74-77) [DOI: 10.19415/j.cnki.1673-890x.2023.06.024]
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. GB/T 31593.3-2015 Fire safety engineering—Part 3: Guidance on fire risk assessment. Beijing: Standards Press of China (中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 2015. GB/T 31593.3-2015 消防安全工程 第3部分: 火灾风险评估指南. 北京: 中国标准出版社)
- Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R and Rundquist D. 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 80(1): 76-87 [DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00289-9]
- Hardisky M A, Klemas V and Smart R. 1983. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina alterniflora* canopies. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49(1): 77-83.
- Huete A R, Liu H Q, Batchily K and van Leeuwen W. 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 59(3): 440-451 [DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00112-5]
- Hunt Jr E R and Rock B N. 1989. Detection of changes in leaf water content using Near- and Middle-Infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 30(1): 43-54 [DOI: 10.1016/0034-4257(89)90046-1]
- Iban M C and Sekertekin A. 2022. Machine learning based wildfire susceptibility mapping using remotely sensed fire data and GIS: a case study of Adana and Mersin provinces, Turkey. *Ecological Informatics*, 69: 101647 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2022.101647]
- Jiao M, Quan X W, He B B and Yao J S. 2024. Remote sensing-based spatial-temporal characteristics of forest grassland fires in Sichuan Province from 2001 to 2021. *National Remote Sensing Bulletin*

- tin, 28(11): 2984-3001 (焦森, 全兴文, 何彬彬, 姚劲松. 2024. 2001年—2021年四川省森林草原火灾时空特征遥感分析. 遥感学报, 28(11): 2984-3001) [DOI:10.11834/jrs.20243082]
- Li R N, Li J L, Zheng G W, Liu D W, Ma X Y, Ning D K, Shen B, Wu J L, Li W B and Liu M. 2018. Research and software development of forest fire weather grade forecast in Fushun City. *Modern Agricultural Science and Technology*, 3: 162-163, 168 (李若楠, 李俊乐, 郑国伟, 刘多文, 马晓颖, 宁大可, 沈斌, 吴佳丽, 李文博, 刘明. 2018. 抚顺市森林火险气象等级预报研究与软件开发. 现代农业科技, 3: 162-163, 168) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5739.2018.03.103]
- Li S X, Zhang F Q and Lin H F. 2023. Research on forest fire risk evaluation based on machine learning algorithm. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Science Edition)*, 47(5): 49-56 (李史欣, 张福全, 林海峰. 2023. 基于机器学习算法的森林火灾风险评估研究. 南京林业大学学报(自然科学版), 47(5): 49-56) [DOI: 10.12302/j.issn.1000-2006.202202004]
- Li Y J, Gao X Q, Ma J J and Yang L W. 2020. Influence of the West Pacific subtropical high on forest fires in China. *Plateau Meteorology*, 39(3): 662-672 (李瑜洁, 高晓清, 马京津, 杨丽薇. 2020. 西太平洋副热带高压对中国森林火灾的影响. 高原气象, 39(3): 662-672) [DOI: 10.7522/j.issn.1000-0534.2020.00015]
- Li Z Q, Zhang G, Tan S Q and Wu X. 2021. Study on forest fire risk early warning based on satellite remote sensing. *Journal of Central South University of Forestry and Technology*, 41(7): 26-33 (李哲全, 张贵, 谭三清, 吴鑫. 2021. 基于卫星遥感的森林火灾风险预警研究. 中南林业科技大学学报, 41(7): 26-33) [DOI: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2021.07.004]
- Liu J L, Tian X R, Zong X Z, Peng Y X and Zhao W T. 2023. Assessment of forest fire risk for Daxing'anling. *Terrestrial Ecosystem and Conservation*, 3(3): 77-88 (刘嘉雷, 田晓瑞, 宗学政, 彭玉娴, 赵文太. 2023. 大兴安岭森林火灾风险评估. 陆地生态系统与保护学报, 3(3): 77-88) [DOI: 10.12356/j.2096-8884.2023-0022]
- Liu Q P, Zhu C, Tian H Z, Cai W M and Qiao R F. 2020. Temporal and spatial changes in construction land in China from 2001 to 2017. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 29(10): 2113-2123 (刘沁萍, 朱闯, 田洪阵, 蔡为民, 乔荣锋. 2020. 2001~2017年中国建设用地时空分异特征. 长江流域资源与环境, 29(10): 2113-2123) [DOI: 10.11870/cjlyzyhj202010001]
- Mcfeeters S K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7): 1425-1432 [DOI: 10.1080/01431169608948714]
- National Forestry and Grassland Administration. 2021. Technical code for forest fire risk assessment (国家林业和草原局. 2021. 森林火灾危险性评估技术规程)
- Qi X H. 2022. Study on Occurrence Regularity and Risk Zoning of Forest Fire in Hubei Province. Wuhan: Huazhong Agricultural University (祁雄辉. 2022. 湖北省林火发生规律及风险区划研究. 武汉: 华中农业大学) [DOI: 10.27158/d.cnki.ghznu.2022.001310]
- Qu Y H. 2020. Spatial-temporal Distribution of Forest Fires and It's Impact in Honghe-Wenshan Prefectures and Greater Khingan Range. Beijing: Beijing Forestry University: 72 (曲延浩. 2020. 红河—文山州与大兴安岭地区林火时空分布对比及火险因子研究. 北京: 北京林业大学: 72) [DOI: 10.26949/d.cnki.gblyu.2020.000224]
- Que H F. 2019. Research and System Realization of Forest Fire Early Warning Based on Deep Learning. Changsha: Central South University of Forestry and Technology: 70 (阙华斐. 2019. 基于深度学习的森林火灾预警研究及系统实现. 长沙: 中南林业科技大学: 70) [DOI: 10.27662/d.cnki.gznlc.2019.000100]
- Rao Y M, Wang C and Huang H G. 2020. Forest fire monitoring based on multisensor remote sensing techniques in Muli County, Sichuan Province. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(5): 559-570 (饶月明, 王川, 黄华国. 2020. 联合多源遥感数据监测四川木里县森林火灾. 遥感学报, 24(5): 559-570) [DOI:10.11834/jrs.20209125]
- Ren H R, Zhang B and Guo X L. 2018. Estimation of litter mass in nongrowing seasons in arid grasslands using MODIS satellite data. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 222-230 [DOI: 10.1080/22797254.2017.1418186]
- Rihan M, Ali Bindajam A, Talukdar S, Shahfahad, Naikoo M W, Mallick J and Rahman A. 2023. Forest fire susceptibility mapping with sensitivity and uncertainty analysis using machine learning and deep learning algorithms. *Advances in Space Research*, 72(2): 426-443 [DOI: 10.1016/j.asr.2023.03.026]
- Rock B N, Vogelmann J E, Williams D L, Vogelmann A F and Hoshizaki T. 1986. Remote detection of forest damage. *BioScience*, 36(7): 439-445 [DOI: 10.2307/1310339]
- Rouse J W, Haas R H, Schell J A and Deering D W. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. PAPER-A20. NASA: 309.
- Serra-Burriel F, Delicado P, Prata A T and Cucchiatti F M. 2021. Estimating heterogeneous wildfire effects using synthetic controls and satellite remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 265: 112649 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112649]
- Tang Z T, Tian Q, Wang Y L, Zhou X L, Zhao A and Du J N. 2022. Characteristics of forest fuel water content in different forest types and its relationship with environmental factors in Taizi Mountain, Gansu Province. *Journal of Gansu Agricultural University*, 57(6): 140-147 (唐子桐, 田青, 王艳莉, 周晓雷, 赵安, 杜佳团. 2022. 甘肃太子山不同林型森林可燃物含水率与环境因子的关系. 甘肃农业大学学报, 57(6): 140-147) [DOI: 10.13432/j.cnki.jgsau.2022.06.017]
- Van Deventer A P, Ward A D, Gowda P H and Lyon J G. 1997. Using thematic mapper data to identify contrasting soil plains and tillage practices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(1): 87-93.
- Wang B, He B H, Lin N, Wang W and Li T Y. 2022. Tea plantation remote sensing extraction based on random forest feature selection. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 52(7): 1719-1732 (王斌, 何丙辉, 林娜, 王伟, 李天阳. 2022. 基于随机森林特征选择的茶园遥感提取. 吉林大学学报(工学版), 52(7): 1719-1732) [DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20210138]
- Weston C J, Di Stefano J, Hislop S and Volkova L. 2022. Effect of recent fuel reduction treatments on wildfire severity in southeast Australian *Eucalyptus sieberi* forests. *Forest Ecology and Management*, 505: 119924 [DOI: 10.1016/j.foreco.2021.119924]

- Xiao J B, Zhao R N and Xue C H. 2022. Research on population spatialization driven by multi-source remote sensing data and Random forest model: a case study of Nanjing//Proceedings of the 2022 Academic Annual Conference of the Jiangsu Society of Surveying and Mapping Geographic Information. Online Meeting: Jiangsu Society of Surveying and Mapping Geographic Information: 7 (肖金榜, 赵蕤楠, 薛朝辉. 2022. 多源遥感数据和随机森林模型驱动的人口空间化研究——以南京为例//江苏省测绘地理信息学会2022年学术年会论文集. 江苏省测绘地理信息学会: 7)
- Zhai J X, Li Y, Zhang B, Wang A B, Yan C, Ai J Y, Jiang J Z and Yin J Y. 2022. Analysis of forest fires and lightning fires in representative fire-prone countries over the world. *Journal of Subtropical Resources and Environment*, 17(4): 72-79 (翟杰休, 李勇, 张博, 王爱斌, 闫淳, 艾金毅, 蒋金佐, 殷继艳. 2022. 世界主要林火多发国家的森林火灾与雷击火概况分析. *亚热带资源与环境学报*, 17(4): 72-79) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-7105.2022.04.011]
- Zheng R W, Zhang Y, Wang Q M and Gui Y P. 2023. Prediction and attribution analysis of future evolution of  $ET_0$  in climatic regions of China. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 40(8): 44-50, 56 (郑荣伟, 张越, 王庆明, 桂云鹏. 2023. 中国气候分区  $ET_0$  未来演变趋势预测及归因分析. *长江科学院院报*, 40(8): 44-50, 56) [DOI: 10.11988/ckyyb.20220174]

## Remote sensing monitoring of forest fire hazard based on random forest method

XU Yufei<sup>1,2</sup>, SUN Rui<sup>1,2,3</sup>, HUANG Xinyu<sup>1,2</sup>

1.State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2.Beijing Engineering Research Center for Global Land Remote Sensing Products, Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

3.Faculty of Arts and Sciences, Beijing Normal University, Zhuhai 519085, China

**Abstract:** In recent years, the frequent occurrence of forest fires has considerably affected people's normal work and life and the natural ecosystem. Fire hazard assessment is crucial to the prevention of forest fire and the allocation of fire resources. This study collects historical forest fire events in China from 2002 to 2020. The events are distributed in five climate regions in China, namely, plateau mountain, temperate continental, temperate monsoon, subtropical monsoon, and tropical monsoon climate regions. The meteorological factors, vegetation indices, and topographic factors in the different regions are integrated, and the random forest method is used to establish a comprehensive forest fire hazard assessment model. Fire influencing factors are calculated from different data products, fire events are selected using FIRMS images, meteorological factors are calculated using ERA5-land data, topographic factors are calculated using Shuttle Radar Topography Mission's digital elevation model products, and vegetation indices are computed using the MODIS reflectance product MCD43A4. The fire hazard assessment model can predict the time series of fire hazards and evaluate the spatial distribution of these hazards. The fire occurrence location revealed by the test data differs from that from the training data. Test case results show that the accuracy of the established fire hazard assessment model is high, and the area under the receiver operating characteristic curve reaches 0.84, which produces good results in the time series prediction and spatial distribution assessment of forest fire hazards. Moreover, the predicted fire hazard value is close to the precalibrated fire hazard value. The results of the time series prediction and evaluation of fire hazard spatial distribution are good and close to the values in actual situations. Furthermore, the proposed model ranks the importance of the factors affecting the occurrence of fires. The most important factor is the annual diurnal sequence, which reflects the seasonal factor, followed by moisture and vegetation growth. The importance of topographic factors is low. Importance ranking can help in understanding the driving effects of different factors on the occurrence of fires and identifying which factors exert substantial effects on the occurrence of forest fires. Although the areas of forest fire occurrence and the factors that affect fire occurrence differ, the change rule of the fire hazard value is similar, that is, the fire hazard value is high in the week before the fire and low in other times. The spatial distribution of fire hazards is reasonable, and the fire hazard value in the fire area gradually increases from two months before the fire to the day of the fire. Moreover, the fire hazard value in the same area one year before the fire is much lower than the fire hazard value on the day of the fire, indicating an accurate assessment of the fire hazard situation. The proposed forest fire hazard assessment model involves comprehensive indicators, which can accurately assess fire hazard situations. It can be applied to different regions in China to partially solve the problem of regional restrictions.

**Key words:** forest fire, fire hazard, remote sensing, random forest, hazard monitoring

**Supported by** National Key Research and Development Program of China (No.2021YFB3901201)