

DOI: 10.20103/j.stxb.202404030721

胡雨鑫, 王雪梅, 陈滢, 郭蒙. 基于地理探测器的我国不同林区林火驱动因素对比分析. 生态学报, 2025, 45(1): 227-238.

Hu Y X, Wang X M, Chen Y, Guo M. Comparative analysis of forest fire driving in different forest regions of China based on the geographical detector approach. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(1): 227-238.

基于地理探测器的我国不同林区林火驱动因素对比分析

胡雨鑫^{1,2,3}, 王雪梅^{1,3}, 陈 滢², 郭 蒙^{1,3,*}

1 东北师范大学地理科学学院, 长春 130024

2 北京大学深圳研究生院城市规划与设计学院, 深圳 518055

3 长白山地理过程与生态安全教育部重点实验室, 长春 130024

摘要: 林火是陆地生态系统最为重要的干扰之一, 其对森林生态系统生物多样性以及碳循环都产生巨大影响, 而且对人类的生命财产构成威胁。不同林区由于自然和社会经济条件的差异, 林火发生的主要驱动因素不尽相同, 明确林火发生空间格局特征及其驱动因素对于林火预防具有重要意义。以我国东北、南方和西南三个林区为研究区, 以 2000—2022 年 MODIS 火点产品为主要数据源, 利用地理探测器模型, 从地形(坡度、高程、地形位置指数)、植被(植被类型、叶面积指数)和社会经济因素(人口密度、居民点密度、距离道路远近、耕地密度、道路密度), 分别三个林区的林火空间格局特征及驱动因素进行了对比分析。结果表明: (1) 火点在空间上呈聚集分布特征, 福建东北部和云南西南部林火聚集明显; (2) 不同林区林火发生的驱动因素差异较大。东北林区林火分布格局主要受到植被特征和社会经济因素共同驱动, 其中叶面积指数和距离道路的远近影响强度最大; 南方和西南林区的林火分布格局主要受到社会经济因素驱动, 南方林区距离道路远近是最主要的影响因子, 西南林区最重要的影响因子为人口密度和居民点密度; (3) 西南林区因子对于林火格局的解释能力最高, 东北林区次之, 南方林区最差。交互探测结果表明各林区不同驱动因素之间存在交互作用, 呈双因子增强和非线性增强。地理探测器模型对于林火驱动因素的研究适用性较好, 鉴于不同地区林火发生的驱动机制不同, 应该有针对性的制定林火预防和管理政策, 为我国林区防火提供科学依据。
关键词: 地理探测器; 林火格局; 核密度; 东北林区; 南方林区; 西南林区

Comparative analysis of forest fire driving in different forest regions of China based on the geographical detector approach

HU Yuxin^{1,2,3}, WANG Xuemei^{1,3}, CHEN Ying², GUO Meng^{1,3,*}

1 School of Geographical Sciences, Northeast Normal University, Changchun 130024, China

2 School of Urban Planning and Design, Peking University, Shenzhen 518055, China

3 Key Laboratory of Geographic Processes and Ecological Security of Changbai Mountain, Ministry of Education, Changchun 130024, China

Abstract: Forest fires are one of the most significant disturbances in terrestrial ecosystems and have a substantial impact on the biodiversity and carbon cycle of forest ecosystems and pose threats to human lives and property. Due to differences in natural and socio-economic conditions, the main driving factors of forest fires vary across different forest regions. Identifying the spatial pattern characteristics and driving factors of forest fires is crucial for their prevention and management. Focuses on three forest regions in China: Northeast, South, and Southwest forest regions, using the MODIS fire product data from 2000 to 2022 as the primary data source of fire frequency and employing the Geodetector model, this study analyzes the

基金项目: 国家自然科学基金项目(42371098, 41871103)

收稿日期: 2024-04-03; 网络出版日期: 2024-09-23

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: guom521@nenu.edu.cn

spatial pattern characteristics of forest fire by and exploring and comparing the driving factors of fire frequency and distribution in each of these forest regions. The analysis considers terrain (slope, elevation, terrain position index), vegetation (vegetation type, leaf area index), and socio-economic factors population density, settlement density, proximity to roads, farmland density, road density). The results indicate: (1) Fire points show a clustered distribution pattern from the Kernel Density results, with significant clustering observed in northeastern Fujian and southwestern Yunnan provinces. The driving factors of forest fires vary considerably among different forest regions. In the Northeast forest region, the distribution pattern of forest fires is primarily driven by vegetation characteristics and socio-economic factors, with the leaf area index and proximity to roads having the most substantial impact. In the South and Southwest forest regions, socio-economic factors are the main drivers of forest fires. In the South forest region, proximity to roads is the most significant factor, while in the Southwest, population density and settlement density are the most critical factors. The explanatory power of factors for forest fire patterns is highest in the Southwest forest region, followed by the Northeast, and lowest in the South. The interaction detection results reveal that there are interactions between different driving factors in each of the three forest regions, showing both two-factor enhancement and nonlinear enhancement. This study concluded that the Geodetector model is well-suited for studying the driving factors of forest fires. Given the differences in the driving mechanisms of forest fires across regions, targeted forest fire prevention and management policies should be formulated to provide a scientific basis for fire prevention in China's forest regions.

Key Words: geographical detector; forest fire pattern; kernel density; northeast forest area; south forest area; southwest forest area

林火由自然因素(如闪电)或各种人类活动引发,它是多种陆地生态系统面临的非常重要的自然干扰之一,也是一种重要的自然灾害^[1]。林火会影响森林生态系统的生物多样性、物种组成和生态系统结构^[2-3],造成森林退化,并产生 CO₂、有害气体和颗粒物,造成大气污染,驱动全球气候变化^[4]。据统计,世界范围内,林火频率达 22 万次/a,年均受灾面积达到 1000 km²,约占森林总面积的 1%,对森林资源、人类生命财产安全构成巨大威胁^[5-6]。目前,气温升高显著增加了一些区域林火的发生频率^[7-9],在全球气候暖背景下,林火风险将进一步加大并成为全球变化及其环境影响研究的关键议题之一^[1]。

受气候、地形、可燃物特征以及社会经济等多因素综合影响,不同区域林火发生的驱动因素存在较大差异^[10],明确不同区域林火发生的驱动因素对于预测林火发生,精准制定林火防控政策意义重大^[11]。因此,国内外学者就林火发生的驱动因素问题开展了大量研究^[12-15]。现有研究表明,植被是林火燃料的直接来源,直接影响林火发生,气候因素通过改变可燃物的燃烧性进而影响林火的发生和蔓延^[16]。地形通过影响植被类型和可燃物含水率,间接影响着林火的发生^[17]。人类活动一般是林火发生的“点火器”,如西班牙 71%^[18]和美国 85%^[19]的火灾都是由人为因素引起。在我国,90%以上的林火都是人为火,2005 年至 2015 年期间,位于我国东南部的福建省人为引起的森林火灾占比达到了 95%^[20]。然而,在现有的火灾风险预测模型中,当人为因素与其它因素被共同纳入模型时,其贡献经常被其它因素所掩盖^[21]。

常用的林火发生预测模型包括逻辑斯蒂回归(LR)^[20]、地理加权回归(GWR)^[22]和 Gompit 回归^[23]等,这三种统计学算法假设解释变量及因变量是线性关系,同时需要单独对变量进行共线性诊断,存在将显著变量提前剔除的风险^[13]。近年来,随机森林^[12-13]、深度学习^[15]等方法被广泛应用于林火发生预报预测模型的研究中,这些方法将林火与驱动因子的关系转化为非线性关系,提高了模拟和预测精度,但无法给出林火与驱动因子间的明确关系,在保证准确性的同时一定程度上丢失了可解释能力。地理探测器模型是度量、挖掘和利用空间异质性的新工具,其理论核心是通过空间异质性来探测因变量与自变量之间空间分布格局的一致性,据此度量自变量对因变量的解释度。该模型能够同时处理数值型变量和分类变量,它对变量无线性假设,具有明确的物理含义,同时,地理探测器的原理保证了其对多自变量共线性免疫^[24]。这种模型在环境科学和流

行病学等领域已被广泛应用,并逐渐成为分析复杂空间数据的重要手段^[25-27]。林火的发生和分布受到多种环境和社会经济因素的共同影响,而且这些因素之间可能存在着复杂的相互作用,因此地理探测器模型在林火研究领域有独特的优势,然而,相关研究却十分有限。此外,目前我国主要以省、市、县等为空间尺度,对林火发生与其驱动因子间的关系进行研究,缺乏更大尺度上的研究^[28-30]。我国东北、南方、西南三大林区位于不同气候区,地形、植被存在较大差异,人类的生产生活方式以及人类活动强度也不尽相同,林火驱动因素也有较大差别^[31]。对不同林区林火驱动因素的对比研究能够帮助我们从更大的空间尺度上明确林火发生的复杂性和地区性,为制定地区特定的林火管理策略提供支持。

鉴于此,本文应用地理探测器模型从地形、植被和社会经济因素三个方面分析和比较我国东北、南方和西南三大林区林火发生的格局特征及其驱动因素,旨在明晰我国不同区域林火发生机制,为林火精准预防和管理提供科学依据。

1 研究地区与研究方法

1.1 研究区概况

本文选取我国三大主要林区,即东北、南方和西南林区作为研究区域(图1)。东北林区由大、小兴安岭和长白山组成,为中国第一大天然林区。该林区接近寒带,包括我国两个完整的植被区,即寒温带针叶林区和温带针叶落叶阔叶混交林区^[32]。主要树种以落叶松(*Larix gmelinii*)、樟子松(*Pinus sylvestris*)、红松(*Pinus koraiensis*)和白桦(*Betula platyphylla*)为主,其次为蒙古栎(*Quercus mongolica*)和毛白杨(*Populus tomentosa*)。受地形和植被条件等影响,该地区易发生火灾,火灾强度大,不易扑灭^[33]。

南方林区位于秦岭、淮河以南,云贵高原以东。受温带季风气候和亚热带季风气候影响,南方林区气候温暖,降水丰富,有利于植被生长,生物多样性较高,树种以杉木(*Cunninghamia lanceolata*)和马尾松(*Pinus massoniana*)为主,是中国最具代表性的热带、亚热带森林。南方林区还是我国人工林分布最为广泛的区域,也是我国林火的高发区^[34]。

西南林区是我国第二大天然林区,其范围包括横断山区以及喜马拉雅山脉南坡等地区。该林区处于亚热

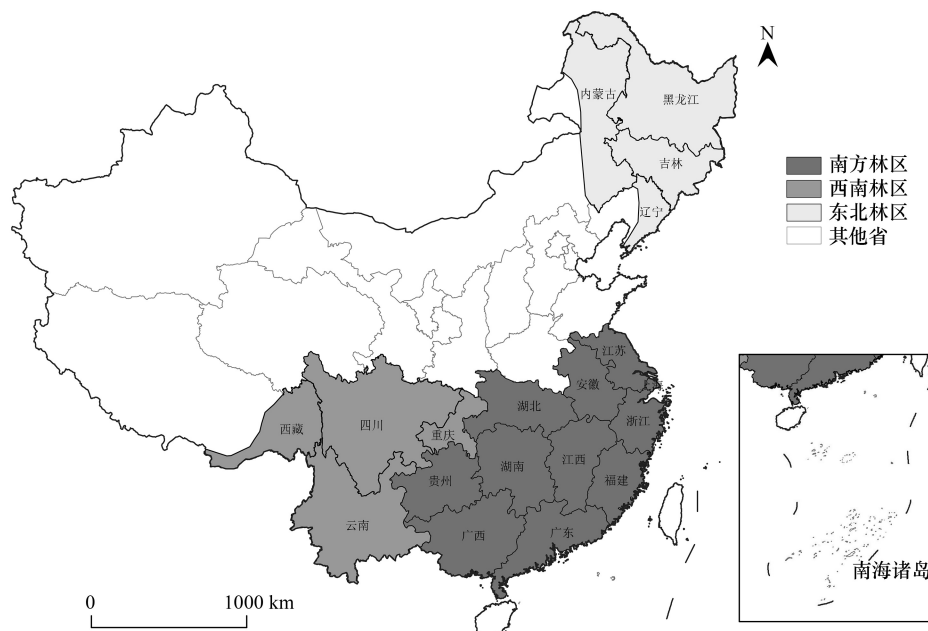


图1 东北、南方和西南林区位置及范围

Fig.1 Location and range of the Northeast, South and Southwest Forest areas

带气候区,拥有亚热带常绿阔叶林、亚热带季节性落叶阔叶林、针阔叶混交林、针叶林等森林生态系统。主要森林类型以针叶林分布最广,包括云杉(*Picea asperata*)、冷杉(*Abies fabri*)、高山栎(*Quercus semecarpifolia*)和云南松(*Pinus yunnanensis*)等。林区地形复杂、可燃物类型丰富,是我国林火灾高发区。

1.2 数据来源及处理

1.2.1 火点数据来源

火灾信息资源管理系统(FIRMS)是由美国国家航空航天局(NASA)和联合国粮食及农业组织(FAO)合作开发,旨在提供近实时(NRT)火灾信息,以满足广大用户的需求。该系统可以提供全球范围内两种火产品,即自2000年11月11日以来的MODIS Collection(C6,1km)和2012年1月20日之后的VIIRS Version 1(V1,375m)产品。

MODIS C6使用标准MOD14/MYD14火点和热异常算法探测活跃火点信息,该算法对较小和温度较低的火点具有较强的敏感性,但其对河岸和岛屿火灾误报率较高^[35]。VIIRS火点产品基于MODIS火点和热异常监测算法,使用375 m数据通过上下文算法监测昼夜生物质燃烧和其他热异常。与MODIS火点产品相比,VIIRS数据具有明显空间分辨率优势,火点监测更精准,较大火灾边界绘图精度更高^[36],其在火灾预警及小尺度林火动态监测领域具有重要应用潜力,已经成为全球野火监测的重要数据源。

本研究基于2000—2011年MODIS C6及2012—2022年VIIRS V1火点监测数据(https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/active_fire/),分别获取三个林区2000—2022年的火点信息。由于本研究主要关注区域林火频率,因此只提取火点的位置(经纬度)和起火时间(年),并通过与林地斑块叠加提取林地范围内的火点数据。最终得到东北林区火点数为3042个,南方林区为15247个,西南林区为10512个。

1.2.2 驱动因子数据

本研究将驱动因素分为三种表征类型,即地形、植被和社会经济因素,共选取10个因子(表1)。

表1 林火发生的驱动因素及分类
Table 1 Drivers and classification of forest fire occurrence

表征类型 Type of representation	驱动因子 Driver	符号表示 Symbolic representation	表征类型 Type of representation	驱动因子 Driver	符号表示 Symbolic representation
地形因素 Topographical factors	坡度	X ₁	社会经济 Social-economic factors	人口密度	X ₆
	海拔	X ₂		居民点密度	X ₇
	地形位置指数	X ₃		距离道路远近	X ₈
植被因素 Vegetation factors	植被类型	X ₄		耕地密度	X ₉
	叶面积指数	X ₅		道路密度	X ₁₀

地形因素中的坡度和海拔数据下载于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn>),空间分辨率为90 m。地形位置指数(TPI,Topographic Position Index)是某一点高程值与周围点高程平均值之差,它反映某一点与邻域其他点在地形上的相对位置关系^[37]。TPI数据是通过地理空间数据云下载的DEM数据计算得到。

植被因素包括植被类型与叶面积指数(LAI)。植被类型数据来源于中国1:100万植被数据集,下载自国家冰川冻土沙漠科学数据中心(<http://www.ncdc.ac.cn/portal/>)。LAI是单位土地面积上植物叶片总面积占土地面积的比值,下载于地理遥感生态网(<http://www.gisrs.cn/>),本研究用于表征可燃物载量的多少。

人口密度数据来源于第七次人口普查数据,反映了2020年人口在各区县的空间分布状况。耕地、道路、居民点数据来源于地理国情监测云平台(<http://www.dsac.cn/DataProduct/Index/10>)的全国30 m高精度土地利用现状遥感监测数据。

所有数值型数据使用自然断点分类法^[35]划分为五级,将数值变量转变为类型变量。重分类后,将各变量可视化显示(图2)。利用ArcGIS 10.8“渔网(fishnet)”工具,根据林区范围,生成各林区范围内18 km×18 km的点阵^[36],共20969个点,提取各点对应的自变量级别,用于后续分析。

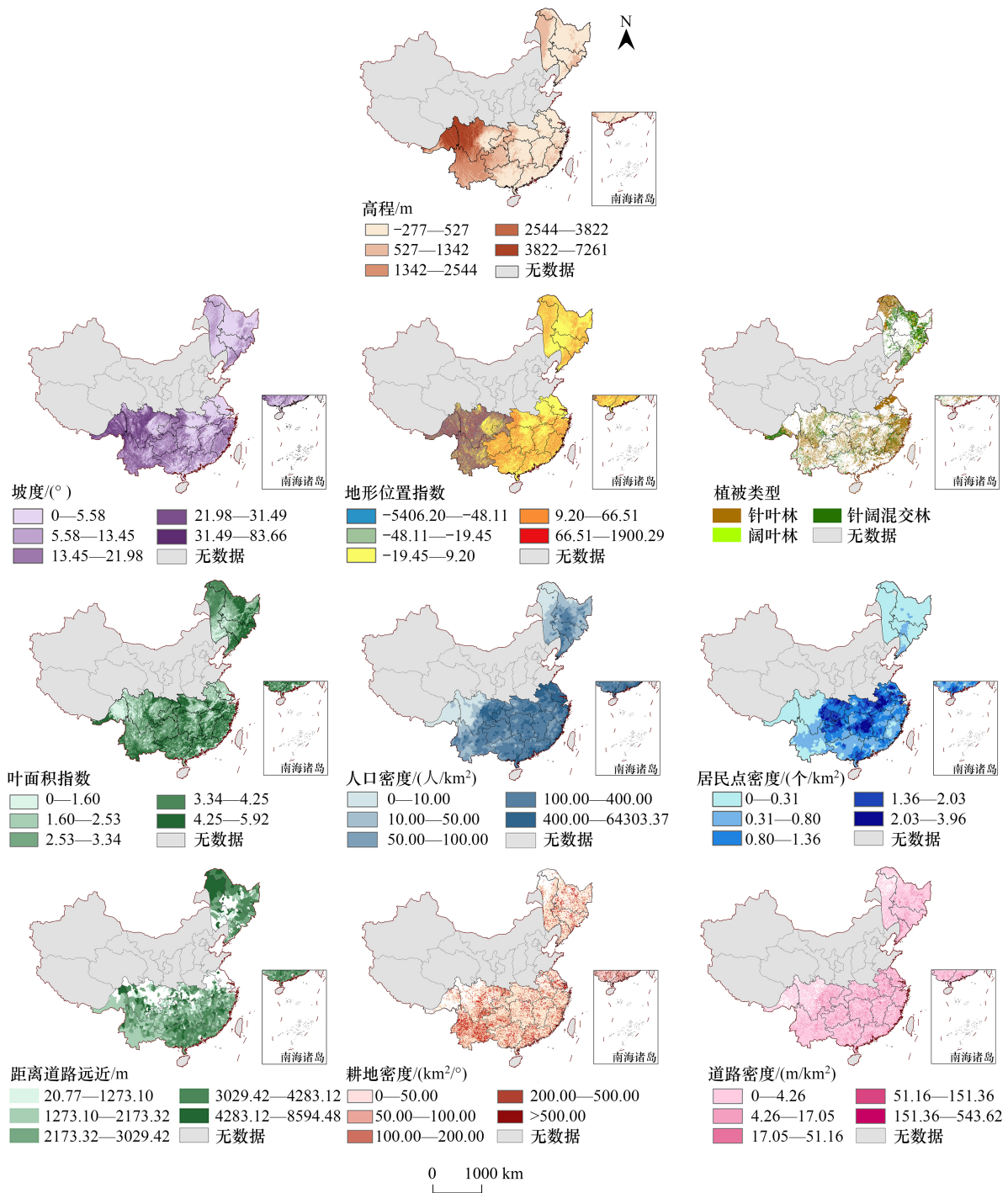


图2 驱动因子级别空间分布图

Fig.2 Spatial distribution of driving factor classes

1.3 研究方法

1.3.1 核密度分析

核密度分析法可对区域内点状要素的空间分布密度进行探测,从而了解点要素在研究区内的聚集程度,其计算公式如式(1)。

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (1)$$

式中, $f(x)$ 为核密度估计值; $K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)$ 为核函数, $(x - x_i)$ 表示估值点 x 到样本 x_i 处的距离; h 为带宽 ($h > 0$), 也是设定的搜索半径大小, n 为点要素的数量。本研究利用 ArcGIS 10.8 软件的 Kernel Density 分析工具对三个林区的火点进行核密度分析, 寻找林火发生在空间上的集聚区, 确定其空间格局, $f(x)$ 值越大, 表示火点在空间分布上越聚集。

1.3.2 地理探测器模型

地理现象普遍具有空间分层异质性, 即空间分异性。空间分异性是空间数据的基本性质, 研究对象可以分为不同区或类, 即分层, 各分层内部具有相似性, 各分层之间差别明显, 即各分层内部方差小于各层间方差^[26]。地理探测器模型基于统计学非中心 F 分布进行空间方差分析, 是探测空间分异性, 以及揭示其背后驱动力的一组统计学方法^[24]。它能探测各因子对因变量空间分布的贡献率, 提取潜在的空间关联规则, 在分析地理要素格局演变和地域空间分异等方面有十分广泛的应用^[25-27], 但在林火发生驱动因素分析方面的应用较少。

本研究运用地理探测器模型 (<http://www.geodetector.cn>) 将各区县的林火核密度作为因变量, 分析林火核密度分布特征变化的驱动力。本文使用 2 个地理探测器, 即因子探测器和交互作用探测器。

(1) 因子探测器

因子探测器能够探测各驱动因素 X_i 对因变量空间分布的影响能力, 并检验影响能力的可信程度。用 q 值度量, 表达式:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (2)$$

$$SSW = \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2, SST = N \sigma^2 \quad (3)$$

对 q 进行简单变换即可满足非中心 F 分布:

$$F = \frac{N-L}{L-1} \frac{q}{1-q} \sim F(L-1, N-L; \lambda) \quad (4)$$

$$\lambda = \frac{1}{\sigma^2} \left[\sum_{h=1}^L \bar{Y}_h^2 - \frac{1}{N} \left(\sum_{h=1}^L \sqrt{N_h} \bar{Y}_h \right)^2 \right] \quad (5)$$

式中, q 值代表各因子对于林火发生的影响作用能力强弱, 取值范围为 $[0, 1]$ 。 h 值表示属性 Y 或者因子 X 的分层, N_h 为分层样本数量; N 为各林区样本数量; σ_h^2 和 σ^2 分别是层 h 和各林区属性 Y 的方差。SSW 是层内方差之和, SST 则是全区总方差。 q 值越大, 空间分异性越明显, 自变量 X_i 对因变量 Y 的解释力越强。 $q=1$ 时, Y 存在完全的空间分异性, 自变量 X 可以完全解释因变量空间分异性, 即 Y 的空间分异性完全由 X 决定; $q=0$ 时, Y 完全随机, X 不能解释的空间分异性, X 与 Y 无关。

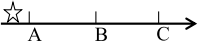
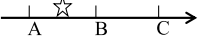
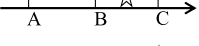
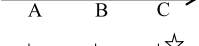
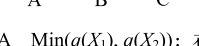
(2) 交互作用探测器

交互探测器用于识别影响因子两两交互作用时, 对于因变量 Y 解释能力的增强或减弱作用。首先, 计算两种因子 X_i 和 X_j 的 q 值: $q(X_i)$ 和 $q(X_j)$, 随后, 计算它们交互时的 q 值: $q(X_i \cap X_j)$, 并对 $q(X_i)$ 、 $q(X_j)$ 与 $q(X_i \cap X_j)$ 进行比较, 以确定影响因子交互作用的类型。两因子之间的关系有以下几种类型^[24] (图 3):

2 结果与分析

2.1 不同林区林火核密度空间分布格局

2000—2022 年, 三个林区共发生林火 28801 次, 南方林区是我国林火的高发区, 在研究时间内共发生林

图示	判据	交互作用
	$q(X_1 \cap X_2) < \min(q(X_1), q(X_2))$	非线性减弱
	$\min(q(X_1), q(X_2)) < q(X_1 \cap X_2) < \max(q(X_1), q(X_2))$	单因子非线性减弱
	$q(X_1 \cap X_2) > \max(q(X_1), q(X_2))$	双因子增强
	$q(X_1 \cap X_2) = q(X_1) + q(X_2)$	独立
	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强

A $\min(q(X_1), q(X_2))$: 在 $q(X_1), q(X_2)$ 两者取最小值
 B $\max(q(X_1), q(X_2))$: 在 $q(X_1), q(X_2)$ 两者取最大值
 C $q(X_1) + q(X_2)$: $q(X_1), q(X_2)$ 两者求和
 ☆ $q(X_1 \cap X_2)$: $q(X_1), q(X_2)$ 两者交互

图3 因子交互作用的类型

Fig.3 Types of factors interaction

Min: 最小值; Max: 最大值

火 15247 次, 占林火总数的 52.9%; 其次是西南林区, 共发生林火 10512 次, 占林火总数的 36.5%; 东北林区林火发生总次数最少, 为 3042 次, 仅占林区总次数的 10.6%。

对三大林区的火点进行核密度分析的结果显示, 林火核密度在三个林区分布不均, 南方的林火核密度整体上高于北方, 核密度分布有明显的集聚效应 (图 4)。林火核密度高值聚集区主要分布在南方林区和西南林区, 尤其是广东、江西以及云南; 东北林区整体林火核密度较低, 林火多发生在黑龙江 (大小兴安岭的交界处), 这与赵鹏武等^[38]对于我国森林火险等级区划的研究结果基本一致。

2.2 不同林区林火发生驱动因子探测

地理探测器的因子探测结果显示 (图 5), 不同林区林火核密度的主要驱动因子及其解释力有显著差异。叶面积指数和距离道路远近是东北林区林火频率的重要影响因子, 对于林火频率的解释能力达到 14.3% 和 10.9%。

重要程度第三的人口密度对于林火频率的解释能力仅有 5%, 其它影响因子的解释能力则更低。说明在东北林区可燃物载量以及林区附近的人类活动对于林火空间分布格局的影响较大。在南方林区, 距离道路远近、居民点密度对于林火分布的影响能力较高, 分别达到 7.3% 和 3.6%, 说明在南方林区, 社会经济条件是驱动林火发生的主要因素。西南林区, 社会经济条件对于林火分布格局的解释能力最大, 其中人口密度、居民点密度和距离道路远近对于林火核密度的解释能力分别为 27.4%、19.4% 和 15.7%。三个林区因子探测结果对比发现, 对于林火空间分布格局影响最大的三个因子的解释能力之和分别为东北林区 30.2%、南方林区 12.7% 和西南林区 62.5%。

从图 5 我们可以发现, 在南方林区, 各因子对于林火频率格局的解释力相较于其他林区偏低, 这可能与该区域的植被特征和人类活动强度有关。该区域的林型主要以人工林和经济林为主, 林下人类活动频繁, 而且人类活动强度较大, 人为火的发生有很大的偶然性, 因此对于该区域林火预测的难度较大。

2.3 林火发生驱动因子交互作用

交互作用探测结果表明, 各因子间的复杂交互作用对林火核密度空间分布格局的影响程度均高于单个因

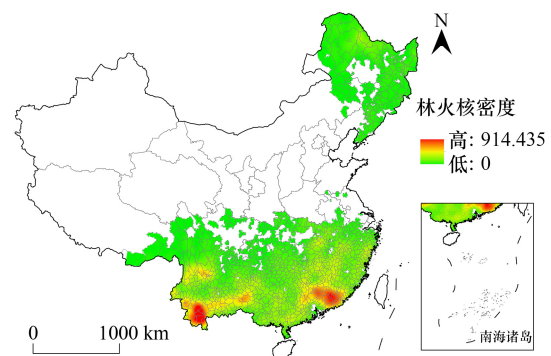


图4 2000—2022 年林火核密度空间分布格局

Fig.4 Spatial distribution pattern of forest fire kernel density from 2000 to 2022

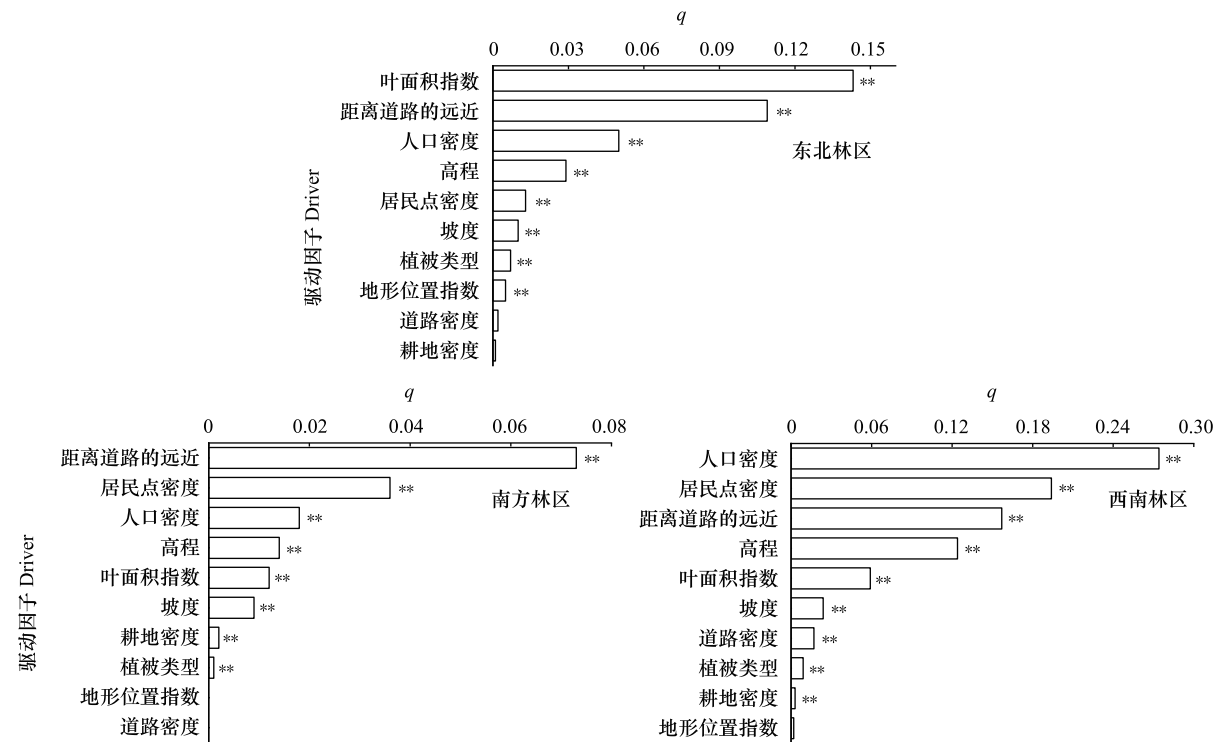


图 5 三大林区林火核密度空间分异的因子探测结果

Fig.5 Factor detection results of the spatial variation of forest fire frequency in three forest areas
“ ** ”表示 q 值通过了 1%统计水平显著性检验

子,且存在双因子增强和非线性增强两种结合方式,说明林火分布格局特征不是由单一因子驱动的,而是多种因子共同作用形成的(表 2—4)。

在东北林区(表 2),人口密度∩叶面积指数(0.245)>距离道路远近∩叶面积指数(0.226)>距离道路远近∩人口密度(0.214)。可以看出,人口密度与植被特征共同作用时对于林火分布格局的解释能力最高,而植被特征与距离道路远近的交互作用次之,人口密度与距离道路远近的交互作用对于林火发生的驱动能力也较高,说明在东北林区人口和社会经济指标对于林火的影响非常重要。

表 2 东北林区因子交互作用探测结果

Table 2 Detection of factor interactions in Northeast forest region

因子 Factor	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀
X ₁	0.010 **									
X ₂	0.033 *	0.029 **								
X ₃	0.020 **	0.039 **	0.005 **							
X ₄	0.019 **	0.035 *	0.015 **	0.007 **						
X ₅	0.189 **	0.189 **	0.151 **	0.161 **	0.143 **					
X ₆	0.072 **	0.130 **	0.057 **	0.067 **	0.245 **	0.050 **				
X ₇	0.028 **	0.049 **	0.019 **	0.022 **	0.168 **	0.053 *	0.013 **			
X ₈	0.153 **	0.143 **	0.124 **	0.128 **	0.226 *	0.214 **	0.117 *	0.109 **		
X ₉	0.013 **	0.031 **	0.008 **	0.010 **	0.148 **	0.053 **	0.015 *	0.117 **	0.001 **	
X ₁₀	0.013 **	0.032 **	0.007 *	0.010 **	0.154 **	0.053 **	0.014 *	0.126 **	0.003 **	0.002 **

“ * ”表示双因子增强,“ ** ”表示非线性增强

表 3 显示,在南方林区对于林火密度分布格局解释能力较强的因子组合包括:距离道路远近∩居民点密

度(0.131)>距离道路远近 $\cap$ 人口密度(0.129)>距离道路远近 $\cap$ 高程(0.098)。可以发现距离道路远近对林火发生空间格局的影响非常显著,在与其它影响因子交互作用时解释力较强。且距离道路远近与居民点密度相互作用时,解释力最大,为13.1%,这进一步说明社会经济因素在驱动南方林区林火格局中的主导作用。

表3 南方林区因子交互作用探测结果

Table 3 Detection of factor interactions in South forest region

因子 Factor	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀
X ₁	0.009 **									
X ₂	0.030 **	0.014 **								
X ₃	0.011 **	0.018 **	0.000 **							
X ₄	0.010 **	0.018 **	0.002 **	0.001 **						
X ₅	0.028 **	0.038 **	0.017 **	0.014 **	0.012 **					
X ₆	0.029 **	0.039 **	0.020 **	0.020 **	0.035 **	0.018 **				
X ₇	0.050 **	0.061 **	0.037 **	0.042 **	0.052 **	0.065 **	0.036 **			
X ₈	0.088 **	0.098 **	0.074 **	0.081 **	0.089 **	0.129 **	0.131 **	0.073 **		
X ₉	0.013 **	0.018 **	0.003 **	0.004 **	0.018 **	0.024 **	0.040 **	0.077 **	0.002 **	
X ₁₀	0.011 **	0.016 **	0.001 **	0.002 **	0.013 **	0.021 **	0.038 **	0.076 **	0.003 **	0.000 **

“*”表示双因子增强,“**”表示非线性增强

西南林区 q 值较大的交互作用包括:距离道路远近 $\cap$ 人口密度(0.479)>居民点密度 $\cap$ 人口密度(0.459)>居民点密度 $\cap$ 海拔(0.455)(表4)。可以发现,在两个因子的交互作用下,社会经济因素对于林火空间分布的解释能力非常重要,尤其是距离道路距离和人口密度。

三个林区的因子交互作用探测结果发现,交互作用后西南林区的 q 值明显高于其它两个林区,而且 q 值最高的3个因子交互作用值都超过45%,而南方林区因子交互作用的解释能力最低,最高的交互作用 q 值也只是达到13.1%。本结果也说明西南林区林火发生空间格局变化的驱动机理规律性较强,预测准确度较高,而南方林区林火的发生则有较大的偶然性,难以预测。

表4 西南林区因子交互作用探测结果

Table 4 Detection of factor interactions in Southwest forest region

因子 Factor	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀
X ₁	0.024 **									
X ₂	0.150 **	0.124 **								
X ₃	0.034 **	0.138 **	0.002 **							
X ₄	0.045 **	0.137 **	0.016 **	0.009 **						
X ₅	0.103 **	0.149 *	0.068 **	0.061 *	0.059 **					
X ₆	0.309 **	0.388 *	0.282 **	0.281 *	0.340 **	0.274 **				
X ₇	0.256 **	0.455 **	0.212 **	0.200 *	0.338 **	0.459 *	0.194 **			
X ₈	0.176 *	0.273 *	0.159 **	0.179 **	0.261 **	0.479 **	0.365 **	0.157 **		
X ₉	0.029 **	0.133 **	0.007 **	0.014 **	0.075 **	0.286 **	0.197 **	0.166 **	0.003 **	
X ₁₀	0.044 **	0.159 **	0.021 **	0.029 **	0.099 **	0.298 **	0.199 *	0.177 **	0.022 **	0.017 **

“*”表示双因子增强,“**”表示非线性增强

3 讨论

3.1 地理探测器用于林火发生因子探测的可行性

地理探测器模型能够探测地理现象的空间分异性并揭示其背后驱动力,在人文经济、自然地理及生态学等领域有广泛应用。地理探测器既可以探测数值型数据,也可以探测分类数据,并且可以探测两因子对因变量的交互作用以及交互作用的强弱、方向、线性还是非线性等^[24],其相较于多元线性回归、随机森林模型等方

法,具有多自变量共线性免疫、物理意义明确等优势^[30]。本研究使用地理探测器探测对比分析我国三个主要林区林火密度分布格局差异的主要驱动因素,并分析了因子交互作用探测的强度,是地理探测器模型应用领域的丰富和拓展。

在因子探测方面,因子探测结果显著性较强,在东北林区和西南林区,因子对于林火空间分布的最高解释能力分别达 14.3% 和 27.4%,在南方林区的解释能力偏低,最高解释能力为 7.3%(图 5)。这说明,东北和西南林区林火分布格局的驱动因素较为明确,对于林火发生的空间格局解释能力较强,地理探测器模型的适用性相对较高。而南方林区植被特征和人类活动分布更为复杂,尤其是人工林内人为活动强度较大,对于林火发生的预测难度大,可能更适用随机森林等机器学习模型。在交互作用探测方面,我们发现,各因子间的交互作用对林火空间分布格局的影响程度均高于单个因子,存在双因子增强和非线性增强两种结合方式,以非线性增强为主。在南方林区,各个因子间的相互作用均为非线性增强,这进一步说明了南方林区林火发生驱动机制的复杂性。以上结果表明,地理探测器探测林火空间分布格局的驱动因素方面具有一定的可行性,且在东北林区和西南林区的适应性更高。

3.2 不同林区林火发生驱动因素差异分析

气温、降水、风等气象要素是导致火灾发生的重要驱动因子,它们影响着当地可燃物的含水率和燃烧性^[39],在野火研究中很多学者考虑了气候或天气要素^[40-42]。尤其在研究雷击火驱动因素时,降雨、风速、温度和湿度等气象要素更是不容忽视^[43]。有研究发现,在降雨量较小的情况下,较高的气压会使得雷击火更易发生^[44],此外,海拔也会通过影响温度和降雨间接对雷击火产生影响。而对于人为火来说,由于火源不同,人为火更多受到人口密度、距离道路和居民点距离等因素的影响。气候要素是大时空尺度的数据,反映一个区域多年的平均特征,在大空间尺度的区域对比研究有意义;天气要素则反应短期某个天气要素的变化,在林火发生时间序列变化的研究中应用较多。因此,在野火尤其是人为火的研究中,气候或天气数据主要用于两种情况:研究区域足够大,气候因素具有异质性;时间序列研究。在空间上,随着研究规模的缩小,更多的地方性因素或者立地条件成为重要的火灾驱动因素^[21]。在本研究中,我们主要探究不同林区多年林火频率驱动因素的差异,是以三个不同林区为主要研究对象,假设在同一林区中,气候因素相同或相似,其对林火发生空间格局的影响是相同的。

本研究结果显示三个林区的林火驱动因子差异较大,这主要与每个林区的特征有关。东北林区以原始林为主,地广人稀,尤其是 2000 年“天保工程”实施以来,林区停止采伐,林下经济受到较大影响,人口外流严重^[45]。叶面积指数和距离道路远近是东北林区林火频率的重要影响因子,这与前人的研究结果一致^[24,28]。

南方林区植被覆盖率高,人口密度大,路网密集,人类活动强度较大。该区域的林火分布主要受到社会经济条件的影响,影响较大的因子为距离道路的远近和居民点密度,这主要与该区域的高强度人类活动有关。南方林区森林类型主要以人工林为主,包括多种经济林,因此林区内的生产活动等造成的林火频繁。该区域的林火 95% 为人为火^[39],而且人类活动对林火发生存在偶然性,这也导致每一种影响因子对林火频率的解释能力都非常有限。

西南林区也是我国主要的原始林区,而且该区域由于地势条件复杂,人类活动区域相对集中,该区域林火分布格局受社会经济因素主导^[46],人口密度、居民点密度和距离道路远近有较大影响力,而且解释能力明显高于东北林区和南方林区。因子交互探测结果发现西南林区因子交互作用后对林火分布的解释能力明显提高,也说明该区域林火发生的规律性较强,林火分布的预测精度较高。

4 结论

本研究使用地理探测器模型分析了中国东北、南方和西南三大林区林火分布空间格局的主要驱动因素,因子探测和交互探测结果表明部分因子的解释能力较强,主导因素符合各林区的实际情况,该模型在探究林火分布格局的驱动机制中具有较好的适用性,尤其是在西南林区和东北林区的解释能力较高。与其它研究方

法相比,地理探测器模型除了能得出驱动因子的重要性排序,明确因子的解释能力,而且能够通过因子交互作用得出两个因子的交互作用强度以及交互作用的类型,表明地理探测器模型可以应用于林火驱动因素的相关研究中。

我国不同林区的林火分布格局驱动因子不同:东北林区的林火分布格局为植被特征和社会经济因素共同作用型,主要受叶面积指数和距离道路远近的影响。南方林区和西南林区为社会经济因素主导型,距离道路的远近对南方林区林火分布的影响最强,西南林区则主要受人口密度和居民点密度的影响。通过交互作用发现对林火分布格局解释能力较强的因子都与社会经济因素有关,表明我国林火防控可以通过管理人类活动强度来有效减少林火的发生。研究结果可为我国制定差别化的林火预防和管理政策提供理论支持和科学依据。

参考文献 (References):

- [1] 岳超, 罗彩访, 舒立福, 沈泽昊. 全球变化背景下野火研究进展. 生态学报, 2020, 40(2): 385-401.
- [2] Lamont B B, He T H. Fire-proneness as a prerequisite for the evolution of fire-adapted traits. Trends in Plant Science, 2017, 22(4): 278-288.
- [3] Guo F T, Wang G Y, Su Z W, Liang H L, Wang W H, Lin F F, Liu A Q. What drives forest fire in Fujian, China? Evidence from logistic regression and Random Forests. International Journal of Wildland Fire, 2016, 25(5): 505-519.
- [4] Langmann B, Duncan B, Textor C, Trentmann J, van der Werf G R. Vegetation fire emissions and their impact on air pollution and climate. Atmospheric Environment, 2009, 43(1): 107-116.
- [5] 王劲, 张恒, 王鑫博. 基于文献计量学的世界野火研究进展. 森林防火, 2020(4): 32-40.
- [6] Podur J, Martell D L, Csillag F. Spatial patterns of lightning-caused forest fires in Ontario, 1976 - 1998. Ecological Modelling, 2003, 164(1): 1-20.
- [7] Westerling A L, Hidalgo H G, Cayan D R, Swetnam T W. Warming and earlier spring increase western U.S. forest wildfire activity. Science, 2006, 313(5789): 940-943.
- [8] Andela N, van der Werf G R. Recent trends in African fires driven by cropland expansion and El Niño to La Niña transition. Nature Climate Change, 2014, 4: 791-795.
- [9] Fang K Y, Yao Q C, Guo Z T, Zheng B, Du J H, Qi F Z, Yan P, Li J, Ou T H, Liu J, He M S, Trouet V. ENSO modulates wildfire activity in China. Nature Communications, 2021, 12: 1764.
- [10] Guo F T, Su Z W, Wang G Y, Sun L, Tigabu M, Yang X J, Hu H Q. Understanding fire drivers and relative impacts in different Chinese forest ecosystems. The Science of the Total Environment, 2017, 605: 411-425.
- [11] Moritz M A, Batllori E, Bradstock R A, Gill A M, Handmer J, Hessburg P F, Leonard J, McCaffrey S, Odion D C, Schoennagel T, Syphard A D. Learning to coexist with wildfire. Nature, 2014, 515: 58-66.
- [12] Ma W Y, Feng Z K, Cheng Z X, Chen S L, Wang F G. Identifying forest fire driving factors and related impacts in China using random forest algorithm. Forests, 2020, 11(5): 507.
- [13] 何锐, 陆恒, 晋子振, 秦艳, 杨弘毅, 刘治银, 杨广睿, 徐进滢, 龚雪, 赵求东. 基于随机森林算法的中国西南地区林火发生预测模型构建及驱动因子. 生态学报, 2023, 43(22): 9356-9370.
- [14] Jones M W, Abatzoglou J T, Veraverbeke S, Andela N, Lasslop G, Forkel M, Smith A J P, Burton C, Betts R A, van der Werf G R, Sitch S, Canadell J G, Santín C, Kolden C, Doerr S H, Le Quéré C. Global and regional trends and drivers of fire under climate change. Reviews of Geophysics, 2022, 60(3): e2020RG000726.
- [15] Sulova A, Jokar Arsanjani J. Exploratory analysis of driving force of wildfires in Australia: an application of machine learning within Google Earth engine. Remote Sensing, 2020, 13(1): 10.
- [16] 赵凤君, 舒立福, 田晓瑞, 王明玉. 气候变暖背景下内蒙古大兴安岭林区森林可燃物干燥状况的变化. 生态学报, 2009, 29(4): 1914-1920.
- [17] 付婧婧, 吴志伟, 闫赛佳, 张宇婧, 顾先丽, 杜林翰. 气候、植被和地形对大兴安岭林火烈度空间格局的影响. 生态学报, 2020, 40(5): 1672-1682.
- [18] Martinez J, Vega-Garcia C, Chuvieco E. Human-caused wildfire risk rating for prevention planning in Spain. Journal of Environmental Management, 2009, 90(2): 1241-1252.
- [19] Balch J K, Bradley B A, Abatzoglou J T, Nagy R C., Fusco E J. Human-started wildfires expand the fire niche across the United States[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2017, 114(11): 2946-2951.
- [20] Guo F T, Su Z W, Wang G Y, Sun L, Lin F F, Liu A Q. Wildfire ignition in the forests of southeast China: identifying drivers and spatial

- distribution to predict wildfire likelihood. *Applied Geography*, 2016, 66: 12-21.
- [21] Vilar del Hoyo L, Martín Isabel M P, Martínez Vega F J. Logistic regression models for human-caused wildfire risk estimation: analysing the effect of the spatial accuracy in fire occurrence data. *European Journal of Forest Research*, 2011, 130(6): 983-996.
- [22] 梁慧玲, 王文辉, 郭福涛, 林芳芳, 林玉蕊. 比较逻辑斯蒂与地理加权逻辑斯蒂回归模型在福建林火发生的适用性. *生态学报*, 2017, 37(12): 4128-4141.
- [23] 苏漳文, 曾爱聪, 蔡奇均, 胡海清. 基于 Gompit 回归模型的大兴安岭林火预测模型及驱动因子研究. *林业工程学报*, 2019, 4(4): 135-142.
- [24] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望. *地理学报*, 2017, 72(1): 116-134.
- [25] 徐勇, 郭振东, 郑志威, 戴强玉, 赵纯, 黄雯婷. 运用地理探测器研究京津冀城市群 PM_{2.5} 浓度变化及影响因素. *环境科学研究*, 2023, 36(4): 649-659.
- [26] Peng J, Dan Y Z, Yu X Y, Xu D M, Yang Z W, Wang Q. Response of urban green space cooling effect to urbanization in the Three Ring Road area of Changsha City. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 109: 105534.
- [27] He J H, Pan Z Z, Liu D F, Guo X N. Exploring the regional differences of ecosystem health and its driving factors in China. *The Science of the Total Environment*, 2019, 673: 553-564.
- [28] Chang Y, Zhu Z L, Bu R C, Chen H W, Feng Y T, Li Y H, Hu Y M, Wang Z C. Predicting fire occurrence patterns with logistic regression in Heilongjiang Province, China. *Landscape Ecology*, 2013, 28(10): 1989-2004.
- [29] Su Z W, Zheng L J, Luo S S, Tigabu M, Guo F T. Modeling wildfire drivers in Chinese tropical forest ecosystems using global logistic regression and geographically weighted logistic regression. *Natural Hazards*, 2021, 108(1): 1317-1345.
- [30] 高超, 林红蕾, 胡海清, 宋红. 我国林火发生预测模型研究进展. *应用生态学报*, 2020, 31(9): 3227-3240.
- [31] Morgan P, Hardy C C, Swetnam T W, Rollins M G, Long D G. Mapping fire regimes across time and space: understanding coarse and fine-scale fire patterns. *International Journal of Wildland Fire*, 2001, 10(4): 329-342.
- [32] Liu P, Ren C Y, Yu W S, Ren H X, Xia C Z. Exploring the ecological quality and its drivers based on annual remote sensing ecological index and multisource data in Northeast China. *Ecological Indicators*, 2023, 154: 110589.
- [33] 吴志伟, 常禹, 贺红土, 胡远满. 大兴安岭呼中林区林火时空分布特征分析. *广东农业科学*, 2011, 38(5): 189-193.
- [34] 杨夏捷, 马远帆, 彭徐剑, 郭林飞, 蔡奇均, 郭福涛. 南方林区 2000—2016 年林火释放污染物动态变化研究. *中国环境科学*, 2018, 38(12): 4687-4696.
- [35] 张景奇, 陈小冬, 修春亮. 基于 POI 数据的城市蔓延测度研究——以沈阳市为例. *中国土地科学*, 2019, 33(4): 93-102.
- [36] 高思琦, 董国涛, 蒋晓辉, 聂桐, 郭欣伟, 党素珍. 基于地理探测器的三江源植被变化及自然驱动因子分析. *水土保持研究*, 2022, 29(4): 336-343.
- [37] Wang W W, Wang X L, Wu W L, Guo F T, Park J, Wang G Y. Burn severity in Canada's Mountain National Parks: patterns, drivers, and predictions. *Geophysical Research Letters*, 2022, 49(12): e2022GL097945.
- [38] 赵鹏武, 武峻毅, 张恒. 基于聚类分析法的我国森林火灾等级区划研究. *林业工程学报*, 2021, 6(3): 142-148.
- [39] Guo F T, Innes J L, Wang G Y, Ma X Q, Sun L, Hu H Q, Su Z W. Historic distribution and driving factors of human-caused fires in the Chinese boreal forest between 1972 and 2005. *Journal of Plant Ecology*, 2015, 8(5): 480-490.
- [40] Martell D L, Otukol S, Stocks B J. A logistic model for predicting daily people-caused forest fire occurrence in Ontario. *Canadian Journal of Forest Research*, 1987, 17(5): 394-401.
- [41] Wu Z W, He H S, Yang J, Liu Z H, Liang Y. Relative effects of climatic and local factors on fire occurrence in boreal forest landscapes of northeastern China. *The Science of the Total Environment*, 2014, 493: 472-480.
- [42] Littell J S, McKenzie D, Peterson D L, Westerling A L. Climate and wildfire area burned in western U.S. ecoprovinces, 1916—2003. *Ecological Applications*, 2009, 19(4): 1003-1021.
- [43] Shu Y, Shi C M, Yi B L, Zhao P W, Guan L J, Zhou M. Influence of climatic factors on lightning fires in the primeval forest region of the Northern Daxing'an Mountains, China. *Sustainability*, 2022, 14(9): 5462.
- [44] Nash C H, Johnson E A. Synoptic climatology of lightning-caused forest fires in subalpine and boreal forests. *Canadian Journal of Forest Research*, 1996, 26(10): 1859-1874.
- [45] 张逸如, 刘晓彤, 高文强, 李海奎. 天然林保护工程区近 20 年森林植被碳储量动态及碳汇(源)特征. *生态学报*, 2021, 41(13): 5093-5105.
- [46] Xiong Q L, Luo X J, Liang P H, Xiao Y, Xiao Q, Sun H, Pan K W, Wang L X, Li L J, Pang X Y. Fire from policy, human interventions, or biophysical factors? Temporal-spatial patterns of forest fire in southwestern China. *Forest Ecology and Management*, 2020, 474: 118381.