

2001年—2021年四川省森林草原火灾时空特征遥感分析

焦森¹, 全兴文¹, 何彬彬¹, 姚劲松²

1. 电子科技大学 资源与环境学院, 成都 611731;

2. 四川省林业和草原局 四川省森林和草原防火监测中心, 成都 610081

摘要: 近年来, 四川省冬春季森林草原火灾频发, 对当地生态、百姓和消防人员的生命财产安全造成巨大威胁。本研究旨在基于多源遥感观测数据探究2001年—2021年四川省森林草原火灾的时空特征, 服务于该区域未来火灾预警防控等需求。该研究基于MCD64A1、Fire_CCI51和MCD14ML等多源遥感数据提取研究区域有效火点数据, 运用地理信息系统探究森林草原火灾时序趋势及空间分布, 并采用数理统计、自适应模糊神经网络两种方式探究气象、可燃物和地形等影响因子与火灾的相关性。结果显示, 该区域2001年—2014年火灾频率及过火面积呈上升趋势, 1—5月为火灾高发期; 火灾空间分布具有异质性, 主要集中于四川省西南部, 而近期东北部的草原火灾明显增加; 森林火灾发生与可燃物含水率的相关性较高, 草原火灾发生与相对湿度的相关性较高, 同时推测人为因素对草原火灾的诱发存在较大影响。该项研究基于多源遥感观测数据对2001年—2021年四川省森林草原火灾时空特征进行了定性与定量的分析, 为该区域森林草原火灾防控预警等需求提供有效先验信息。

关键词: 遥感, 四川省, MCD64A1, Fire_CCI51, MCD14ML, 森林草原火灾, 空间分布, 时间趋势, 时空特征
中图分类号: TP701/P2

引用格式: 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

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, 28(11): 2984–3001 [DOI: 10.11834/jrs.20243082]

1 引言

“滴水难起三尺浪, 星火能烧万重山”。在全球气候变暖的背景下, 全球范围内森林草原火灾频发, 对森林草原资源及林牧业造成巨大破坏力, 被视为世界性的林业灾害(陈兴峰等, 2020; 李淑君等, 2022; 李晓彤等, 2022; 刘树超等, 2020; 唐尧等, 2021; 郑忠等, 2022)。据统计, 全球每年平均发生森林草原火灾20多万次, 大量森林资源毁于火灾, 每年释放约2—4 Pg的碳至大气, 是温室气体的重要来源, 超过化石燃料燃烧排放量的50%(杨伟和姜晓丽, 2018; 吴沁淳等, 2016; 孙福洋等, 2020)。同时, 林火也是森林草原生态系统的组成部分, 在物种多样性、碳储存、

生物量积累和减少燃料负荷等方面发挥重要作用(Grala和Cooke, 2010), 但持续的暖干化气候以及频发的极端气象导致全球多个区域火灾趋势逐渐严酷化, 如美国中西部落基山脉与希腊等, 生态系统可能因此发生转变、退化甚至消失(Riley和Loehman, 2016; Dragozi, 2022)。由于涉及森林草原火灾的术语(如野火、林火、火灾等)虽被长期使用, 但目前这些术语的定义仍存在争议(Chuvieco等, 2014), 本文对这些术语不作界定, 统一简称为“森林草原火灾”。

森林草原火灾的发生是由气象、可燃物、地形、人类活动等多种因素共同作用的结果(张洁等, 2017)。气象影响植被分布和可燃物含水率、燃烧烈度、火灾频率、氧气的可用性以及土壤水

收稿日期: 2023-03-22; 预印本: 2023-08-14

基金项目: 国家自然科学基金(编号: U20A2090, 41801272); 四川省自然科学基金(编号: 2022NSFSC0233)

第一作者简介: 焦森, 研究方向为火灾遥感。E-mail: 18626780987@163.com

通信作者简介: 全兴文, 研究方向为火灾遥感。E-mail: xingwen.quan@uestc.edu.cn

分等 (Jaafari 等, 2019)。可燃物信息, 如可燃物含水率, 可燃物载荷, 可燃物类型等, 是火灾发生和传播潜力的重要驱动因素 (Yebra 等, 2013), 与可燃物被点燃的概率、火灾蔓延速率及火强度直接相关 (Yebra 等, 2018; Quan 等, 2017)。地形变量 (坡度、坡向和高程) 不仅影响当地的气候条件, 还影响植被的空间格局以及相对可燃性 (Guo 等, 2016), 对火灾的发生与蔓延具有较强的诱发作用 (Jaafari 等, 2019)。除上述因素, 人类活动也是引发火灾的关键因素, 但积极的人类行为, 如火灾管理政策等预防措施, 可以消除或减轻火灾对区域安全的威胁 (Abatzoglou 和 Williams, 2016)。由于影响变量的区域性差异, 火灾的发生在空间与时间上表现出一定的波动性, 影响着火灾季节、燃烧频率和烧毁面积等时空特征 (王明玉 等, 2006)。

对于火灾监测, 传统且有效的方式为机载遥感监测火点情况 (庞勇 等, 2020), 但基于机载的方式成本较高, 并且在飞行时间和空间上受制, 难以实现长时间大范围的火灾监测。随着卫星遥感技术的蓬勃发展, 星载传感器可以有效监测火灾, 分析其空间动态分布, 以及评估火灾模拟结果与真实火点分布的差异 (徐奔奔 等, 2022; 鄢俊洁 等, 2020)。目前, 中国的林火监测已形成了地面巡护、近地面、航空巡护和卫星监测等4级立体监测层次 (覃先林 等, 2020)。由于遥感技术具有高时空分辨率和大范围监测的独特优势, 可获得地表多波段信息, 使近年来直接或间接获取火点数据信息成为火灾遥感领域的研究热点 (饶月明 等, 2020; 蒲东川 等, 2020; 郑伟 等, 2020; 全兴文 等, 2019)。目前广泛使用的火灾卫星产品包括 MODIS 火烧迹地产品 (MCD64A1、Fire_CCI51) 和全球火点产品 MCD14ML (Loboda 和 Csiszar, 2007; Benali 和 Pereira, 2013)。3种火点产品均已在热带森林、北方森林和木质稀树草原等火灾易发生生态系统中经过验证 (Padilla 等, 2015; Núñez-Casillas 等, 2013; Fornacca 等, 2017)。

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。四川省凉山州木里县、冕宁县、西昌市等多地连续发生森林草原火灾, 造成严重的人员伤亡与林木资源损失, 严重破坏生态环境平衡。同时, 该地区地形起伏剧烈、局部气候多变、森林种类与结构多样等环境问题使森林火灾控制与救援工作异常艰难。因此, 定量评估四川省森林草

原火灾时空特征, 可优化防火资源的有效空间配置, 为林火管理提供科学依据和数据支撑。但四川省多云雾的气象环境难以获取时空连续陆面遥观测, 且云雾干扰火灾后反射率的分析; 多山的地貌及异质的景观产生的阴影会降低光谱信号的强度, 间接影响遥感数据的质量及可用性 (Jiao 等, 2022)。然而, 多源时空数据协同使用, 有望克服该问题。

鉴于此, 本研究旨在基于多源的遥感、气象、地形、可燃物专题数据, 一方面开展四川省2001年—2021年森林草原火灾在空间上与时间上的分布和时序趋势研究; 另一方面, 结合长时间序列的气象, 包括温度、降雨、相对湿度、风速等, 可燃物, 包括可燃物含水率 FMC (Fuel Moisture Content) 与叶面积指数 LAI (Leaf Area Index) 以及静态地形变量 (坡度、坡向和高程) 等影响因素, 分析其与森林草原火灾时空特征的相关性以及主要的驱动因素。该研究可为森林防火部门进行火灾预防和防火资源的有效空间配置提供理论和决策依据。

2 研究区及数据处理

2.1 研究区简介

四川省 (97°21'E—108°12'E, 26°03'N—34°19'N) 位于中国西南部, 该区域水蒸气含量高、云量大 (图1 (a)), 处于青藏高原东南边缘、长江上游及中国大陆地势一级和二级阶梯的过渡地带, 地域辽阔, 地形复杂多样, 地跨青藏高原、山贵高原、四川盆地等多个地貌单元, 地势西高东低, 最高点海拔可高达7556 m, 自西北向东南海拔逐渐降低 (图1 (b)), 在空间分布上具有“三维地带性”特征。受地理纬度和地貌的影响, 该区域气候的地带性和垂直方向变化明显, 东部和西部的差异很大, 是中国气候带最多的省份之一。根据水、温度和光照条件的差异, 繁复多样的地貌特征、独特的地理位置以及海拔的差异造就了亚热带、温带、寒温带繁杂的森林草原生态系统 (图1 (c))。

四川省属于全国第二大林区, 其林地面积居全国第3位, 拥有丰富的林业资源。根据四川省林业资源及效益监测2018年度报告, 全省森林面积1887.11万 ha, 其中天然林约占2/3, 主要分布在川西高原区及川西南山地; 人工林约占1/3, 主要分布在盆周山区及盆地中部; 森林覆盖率达38.83%, 但在空间分布上森林资源主要富集于川

西区域, 其他区域资源较少; 草原主要分布在甘孜、阿坝、凉山州等少数民族区域, 其中大部分

集中分布在川西北牧区, 其类型主要为高山草甸草原和山地灌丛草原。

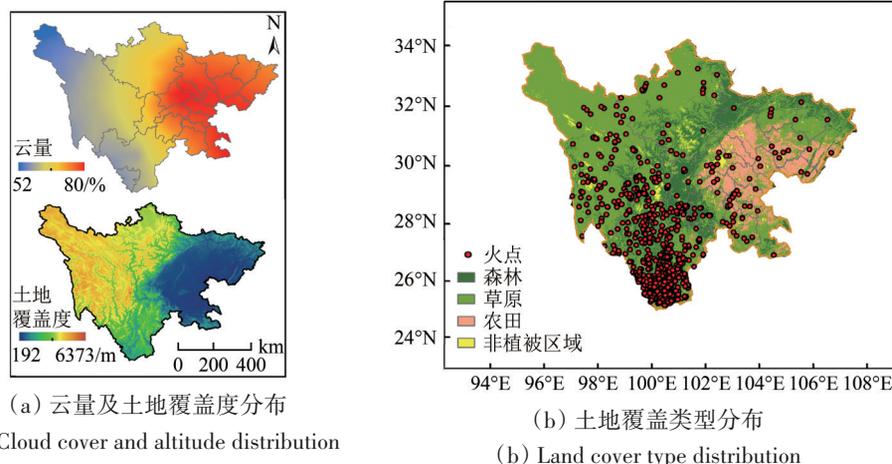


图1 四川省云量覆盖度,海拔以及土地覆盖类型分布(来源于MODIS IGBP土地分类)及2013年—2018年火点分布图
Fig. 1 Distribution of cloud cover, altitude, and land cover types in Sichuan Province (Sourced from MODIS IGBP land classification) and distribution map of fire points from 2013 to 2018

在拥有大量林业资源的同时, 四川省还是火灾多发区域。在过去的二十年里遭受许多灾难性火灾, 不仅破坏宝贵的生态资源, 还造成严重的经济损失。2019年3月30日木里森林火灾 (28°2'N, 101°5'E), 火场总面积约20 ha, 山火爆燃使遇难人数高达31人。次年3月30日下午3时四川凉山西昌再次发生由人类活动诱发的森林大火, 各类土地过火总面积3047.7805 ha, 其中受害森林面积791.6 ha, 直接经济损失9731.12万元, 并且造成19名消防人员牺牲。为此, 当地政府近年来推出了一系列严格的山火管理政策, 包括防火资源的有效空间配置以及人为火源的控制。

2.2 数据简介

本研究使用多源数据集, 具体数据简介如下:

(1) MCD64A1数据: 基于美国国家航空航天局NASA (National Aeronautics and Space Administration) 搭载在Terra和Aqua两颗卫星上的中分辨率成像光谱仪(MODIS)的日表反射率数据, 通过分析其动态快速变化的信息检测近似燃烧的数据, 再结合1 km MODIS主动火灾观测绘制火灾区域, 是全球月度500 m像素级历史燃烧区域数据, 并提供燃烧日期及其相关质量信息 (Boschetti等, 2019)。

(2) Fire_CCI51数据: 由欧空局火灾气候变化倡议Fire_CCI (ESA Fire Climate Change Initiative) 项目生成的全局烧毁区域数据之一, 是全球月度250 m

像素级数据, 采用热点信息结合火灾后反射率信息的混合算法, 包括MODIS传感器在250 m空间分辨率下的红光和近红外波段。首先检测被烧毁概率较高的像素, 然后应用上下文增长检测出过火区域, 提供首次探测到火灾的日期、置信度以及土地覆盖类型信息。该数据记录的燃烧日期可能与实际火灾日期不一致, 其误差取决于图像可用性和云覆盖。对于云层覆盖较低的地区, 检测的燃烧日期应接近实际燃烧日期, 而对于云层覆盖较高的地区, 日期可能是火灾结束的几天甚至几周 (Pettinari等, 2020)。

(3) MCD14ML数据: MODIS的全球月度主动火灾定位产品, 其中包含Terra和Aqua MODIS传感器每月探测到的每个火灾像素的地理位置、日期和一些附加信息, 包含在一个ASCII文件中。该数据通过使用上下文算法探测在相对无云条件下1 km像素的火灾。在良好的观测条件下, MCD14ML可以检测到100 m²甚至50 m²大小的火焰 (Giglio等, 2015)。

(4) MCD12Q1数据: 基于MODIS Terra和Aqua反射率数据并使用监督决策树分类技术进行分类, 提供年度500 m的全球土地覆盖类型。该产品包含17类土地覆盖类型, 根据国际地圈生物圈计划(IGBP), 其中包括11类自然植被类型、3类开发和镶嵌地类型和3类非植被土地覆盖类型 (李晓彤等, 2022)。

(5) 地形数据: 坡度、坡向和高程提取自全球高程模型数据集GMTED2010 (Global Multi-resolution Terrain Elevation Data 2010) (Athmanis和Achour, 2014), 由美国地质勘探局USGS (United States Geological Survey) 和国家地理空间情报局NGA (National Geospatial-Intelligence Agency) 共同合作开发 (Carabajal等, 2011), 代替了GTOPO30作为全球和大陆尺度应用的高程数据集, 在全球规模上提供了多个尺度的数据集, 包含7个新的栅格高程产品。

(6) 气象数据: 气象数据提取自欧洲中期天气预报中心ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) 哥白尼气候变化局C3S (Copernicus Climate Change Service) 对全球气候进行的第五代大气再分析的ERA5数据集 (Muñoz-Sabater等, 2021), 该产品自1950年起, 近实时发布多种空间分辨率为 0.1° 的气象数据, 其数据格式以栅格为主。本研究使用累计降水量 (Total precipitation)、地表10 m的经/纬向风速 (10 m u/v-

component of wind)、地表2 m空气温度 (2 m temperature)、地表2 m空气露点温度 (2 m dewpoint temperature) 这些气候解释变量进行再分析, 计算该区域的降雨、风速、温度和相对湿度。

(7) 可燃物数据: 采用可燃物含水率 (FMC) 和叶面积指数 (LAI) 表征研究区域的燃料属性 (Yebra等, 2018)。可燃物含水率是评估火灾风险及估算火灾蔓延速率的重要指标 (Quan等, 2019), 获取于Quan等生产的开源全球FMC产品 (Quan等, 2021), 检索自 [https://firewatching.cn/world_FMC/\[2023-03-22\]](https://firewatching.cn/world_FMC/[2023-03-22]); LAI指单位土地面积上植物叶片总面积占土地面积的倍数, 可近似表征研究区域的可燃物载荷量, 该数据提取自基于MODIS衍生的叶面积指数 (LAI) /光合有效辐射分量FPAR (Fraction of Photosynthetically Active Radiation) MOD15A2H产品 (Myneni等, 2015), 该数据为8 d时间分辨率的合成数据集, 其空间分辨率约为500 m。本文所使用的气象、可燃物、地形等数据案例如图2所示。

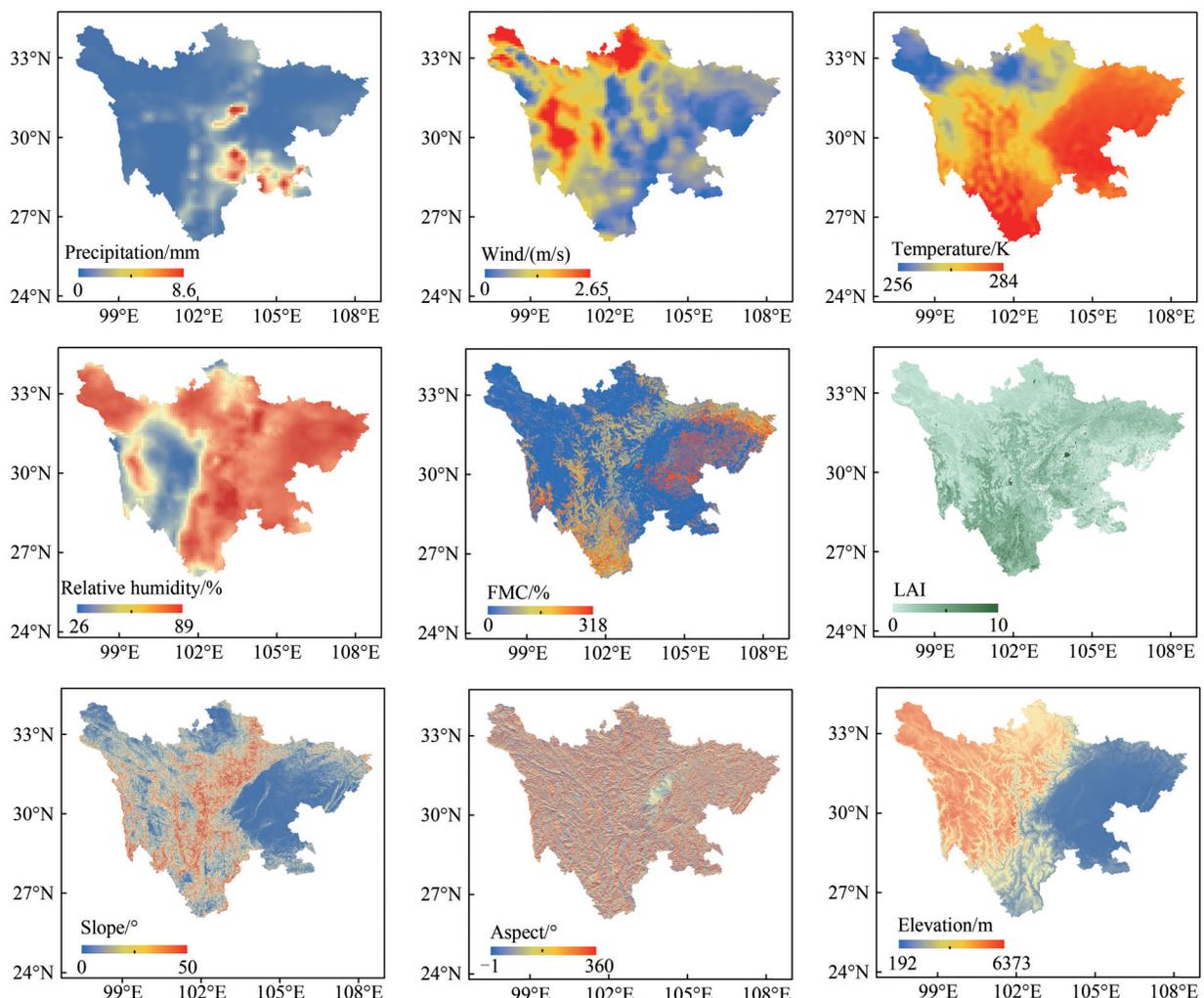


图2 四川省环境变量(气象、可燃物、地形)示例(2021年1月)

Fig. 2 Example of environmental variables (meteorology, combustibles, terrain) in Sichuan Province (January 2021)

3 研究方法

3.1 四川省森林草原火灾时空特征

采用MCD64A1、Fire_CCI51两种过火迹地产品以及MCD14ML主动火点产品作为四川省火灾的数据来源,以MCD12Q1土地覆被类型数据区分火灾类型,分别探究四川省森林草原火灾2001年—2021年时序趋势与空间分布特征。

3.1.1 火灾数据预处理

3种火灾数据产品均在官网免费获取,其中MCD64A1与MCD14ML可用数据的时间尺度为2001年—2021年,而Fire_CCI51数据为2001年—2020年;通过拼接、重采样、裁剪等预处理,获得研究区域对应的火灾数据。根据不同数据的质量评估、置信度或热点类型,并排除孤立热像元或火点,进行有效数据的筛选,其中MCD64A1采用“burn date uncertainty \leq 5、QA=3”筛选有效数据;提取Fire_CCI51数据中置信度“CL \geq 80”的燃烧区域;根据MCD14ML火点属性“type=0、conf \geq 30”筛选有效火点。根据2001年—2020年逐年MCD12Q1土地覆盖类型数据,分别提取属于森林与草原有效的火点数据,作为分析四川省森林与草原火灾时空特征分析的火灾数据集。

3.1.2 火灾频率——ST-DBSCAN时空聚类算法

时空数据是空间维与时间维的组合,具有时空耦合、相关性与异性的特点。时空聚类分析旨在从时空数据中挖掘相似的时空簇,有助于分析时空要素的发展变化趋势、规律及其本质特征(王志娟等,2014)。

本研究采用基于密度的时空聚类方法:ST-DBSCAN算法(Birant和Kut,2007),该算法基于样本的密度考虑样本间的可连接性实现对多维数据聚类分析。该算法中有3个参数:Minpts、Eps、 Δt ,其中Minpts表示形成簇的最小点个数,Eps表示形成簇的空间距离, Δt 表示形成簇的时间范围。

本研究根据传感器的空间分辨率及时间分辨率的差异性,为不同火灾数据选择合理的时间窗口与空间距离作为ST-DBSCAN算法聚类参数。根据离散数据的燃烧日期及地理位置属性将其聚合成簇,构建火灾事件数据库,用于分析研究区域的火灾频率;其核心步骤为:从数据集中选取不

在时空簇中的对象,将其视为初始的时空核心对象,判断该对象以Eps为半径的空间距离、 Δt 时间窗口内,待聚合数据的数量是否大于等于Minpts,如果满足条件则形成簇,即判定为火灾事件,反之则对下一个时空对象进行聚类。依次迭代,直到所有的时空对象都归于某个簇中,或被标记为时空孤立点,则聚类结束。

ST-DBSCAN算法详细步骤如下:

第1步:建立火灾数据库,其数据属性包括火灾的经度纬度信息与火灾发生日期,每条数据都是三维数据,并设置标签为unvisited;

第2步:选取火灾数据库中的数据点,判断其标签类型,若为visited则重新选取下一个数据点;否则修改标签为visited并进行下一步;

第3步:判断选定的数据点是否为时空核心对象,即其时空邻域内所包含的数据量是否大于等于Minpts,若满足条件则进行第4步;反之,若其邻域内不存在任何数据点则设定该数据点为孤立噪声点,同时进行第2步重新选取下一个数据点;

第4步:搜寻时空核心数据点时空邻域内所有的火灾数据点,将其中不属于任何一个火灾事件的数据加入新建簇C中,即新创建的火灾事件;

第5步:判断簇C中各对象是否为时空核心对象,若非时空核心对象则将其标为边缘时空对象不进行进一步操作,否则对该时空核心对象重复第4步操作;

第6步:重复上述步骤2至5,直至所有数据对象都属于某个簇,或为时空孤立点。

3.1.3 燃烧面积及火灾季节

根据MCD64A1与Fire_CCI51数据的空间分辨率结合数理统计估计历年的过火面积。然而单独使用MCD64A1与Fire_CCI51数据可能由于遗漏误差导致对烧毁区域的低估。而MCD14ML主动火点(AF)产品可以探测到更小的火灾,所以MCD14ML可以作为烧毁面积数据的补充(Li等,2018)。该数据作为矢量数据,不包含面积属性但可以作为燃烧面积的代表,常用方法是假设燃烧的面积与AF像素数成正比例(Giglio等,2006;Wooster等,2021),故本研究以火点数量的趋势表征历年燃烧面积的趋势。

对研究区域火灾进行季节性特征分析时,将火灾数据中的年积日(DOY)转换为月份信息,

统计历年历月各数据的火灾事件, 确定森林草原的火灾季节。

3.1.4 火灾空间分布

由于研究区域多云多山独特的地理环境, 基于3种火灾产品进行精度评估的结果显示, MCD14ML探测热点信息的能力较强, MCD64A1与Fire_CCI51栅格数据精度较低且火灾遗漏率较高(Jiao等, 2022), 故基于MCD14ML 2001年—2021年的火点数据分析森林草原的火灾空间分布, 将研究时期划分2001年—2005年、2006年—2010年、2011年—2015年、2016年—2021年4组时间段, 基于密度分析其空间分布的变化。

3.2 森林草原火灾与环境变量的相关性分析

根据火灾环境三角理论, 火灾的发生与可燃物、气象、地形等因素密不可分。为此, 本研究基于长时间序列的可燃物(FMC、LAI)、气象(降雨、风速、温度、相对湿度)、地形(坡度、坡向、高程)多种环境相关因素分别分析其与森林草原火灾时空特征的相关性及其主要驱动因素。实验中, 所有火灾诱发因子空间分辨率统一重采样至500 m。

3.2.1 基于数理统计的相关性分析

以2001年—2021年期间所有的燃烧区域作为样本区域, 统计历年火灾易发期过火区域的占比情况。对于可变因子(降水量、温度、相对湿度、风速、FMC、LAI), 计算历年火灾季节期间(1—5月)各影响因子在样本区域的平均值并进行归一化, 定量说明该因子在研究期间内的强度。通过分析历年火灾像素的占比情况与影响因子归一化值进行拟合, 简要分析火灾与可变因子的相关性。

将稳定因子(坡度、坡向、高程)数据分级, 其中坡度参照《土壤侵蚀分类分级标准》进行分级, 将坡度分为5级: $<8^\circ$ 、 $8^\circ-15^\circ$ 、 $>15^\circ-25^\circ$ 、 $>25^\circ-35^\circ$ 、 $>35^\circ$ (中华人民共和国水利部, 2008); 坡向参照攀枝花市坡向的标准, 分为阴坡($0^\circ-45^\circ$ 、 $315^\circ-360^\circ$)、半阳坡($45^\circ-135^\circ$)、阳坡($135^\circ-225^\circ$)、半阴坡($225^\circ-315^\circ$)、平地(-1°) (陈桃等, 2018), 海拔分为低山带深丘(<1000 m)、中山带下段($1000-1800$ m)、中山带中段($1800-2400$ m)、中山带上段($2400-3500$ m)、高山带(>3500 m) (隆孝雄, 2001)。根据稳定因子的分级情况, 统计历年燃烧像素样

本归属各级的占比情况。

3.2.2 基于自适应模糊神经网络的相关性分析

自适应模糊神经网络(ANFIS)是一种基于模糊逻辑推理的神经网络, 其核心是对神经网络赋予模糊输入信号和模糊权值, 通过不断的学习对隶属函数和模糊规则进行调整和改进。ANFIS已广泛应用于模糊回归、模糊模式识别和模糊建模等领域(高君, 2017)。

ANFIS网络(Jang, 1993)共分为5层, 前3层为规则前件, 后两层为规则后件。若模糊推理系统有两个输入特征 x 、 y , 其耦合参数归属于隶属函数参数和规则后件参数, 分别位于第1层及第5层(图3)。在本研究中, 采用批量梯度下降算法耦合ANFIS网络, 对所有样本计算全局误差, 通过迭代对参数进行更新, 实现前件参数及后件参数的最优化选择。

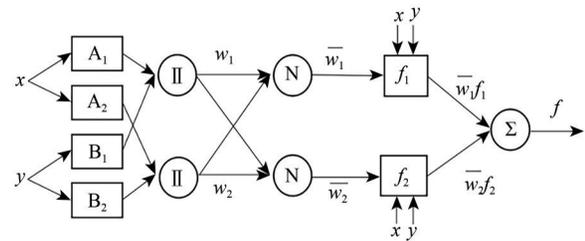


图3 自适应模糊神经网络模型内部结构图

Fig. 3 Internal structure diagram of adaptive fuzzy neural network model

本研究使用ANFIS模型来挖掘可燃物、地形、气象多种环境诱发因子与四川省森林草原火灾之间的关系。由于遥感数据存在误差且具有不确定性, 而ANFIS模型通过参数耦合优化可以弱化误差的干扰, 训练并模糊估计自变量与因变量之间的最优关系。为探究上述环境因素与火险之间的关系, 需要筛选出历史火点与非火点处诱发因子数据, 用于训练并检验ANFIS模型。其中, 火点的选择以MCD64A1提供的火灾发生地点与时间为依据, 非火点的选择依据为随机选取历史上(2001年—2021年)从未发生过火灾且植被类型相同(以MCD12Q1 IGBP土地覆盖)处的像元。火点与非火点按照1:1的标准进行选取与组合, 提取对应的可燃物、地形、气象等因子, 其中随机选取70%数据组合用于训练ANFIS模型, 其余30%用于模型可靠性验证。在ANFIS的前向学习

过程中,将9种变量作为输入特征,初始化隶属函数与模糊规则参数值,计算训练数据的输出值与原期望的误差值,将此误差值通过全局梯度下降算法反向传回,优化隶属函数参数和后件参数,在迭代中达到输出误差值最小的目的,实现ANFIS模型的最优化,区域化输出综合火险指数CFDI(Comprehensive Fire Danger Index),其数值越大表明火险越高。在进行该指数分析时,将研究区域划分为森林全部区域、森林过火区域、草原全部区域、草原过火区域4种类型,分别计算对应区域内火灾季节期间CFDI的均值,说明环境是否处于易燃状态。

4 研究结果与讨论

4.1 森林草原火灾时间分布

4.1.1 火灾燃烧面积时序趋势

根据MCD64A1、Fire_CCI51、MCD14ML的空间分辨率提取的燃烧面积年际时序趋势如图4所示。结果显示在2001年—2020年/2021年期间,整

体火灾情况存在2010年与2015年两个分界点,2001年—2009年过火面积较小;2010年—2014年(除2011年外)过火面积情况严重,达到火灾的巅峰状态;而2015年—2021年研究区域过火面积较小。2003年、2010年与2020年燃烧面积较去年存在较大涨幅,其中2020年3月30日凉山州西昌市突发森林火灾,造成各类土地过火总面积3047.7805 ha,综合计算受害森林面积791.6 ha(人民日报,2020)。

根据Fire_CCI51提取的燃烧面积,森林过火面积高于草原,而MCD64A1与MCD14ML结果相反,原因在于土地覆被数据源不同,Fire_CCI51产品本身提供植被类型数据,不需采用MCD12Q1进行掩膜提取。

混合像元引起的面积误差与地形破碎、林相破碎紧密相关。四川省独特的地貌条件和气候条件,使植被存在三向地带性分布规律,各区域适生树种分布较集中且沿山脉纵向分布,MCD12Q1数据在森林与草原、农田边界处存在部分混合像元,可能影响着过火面积估计的准确度,但并不会影响整体的年序趋势。

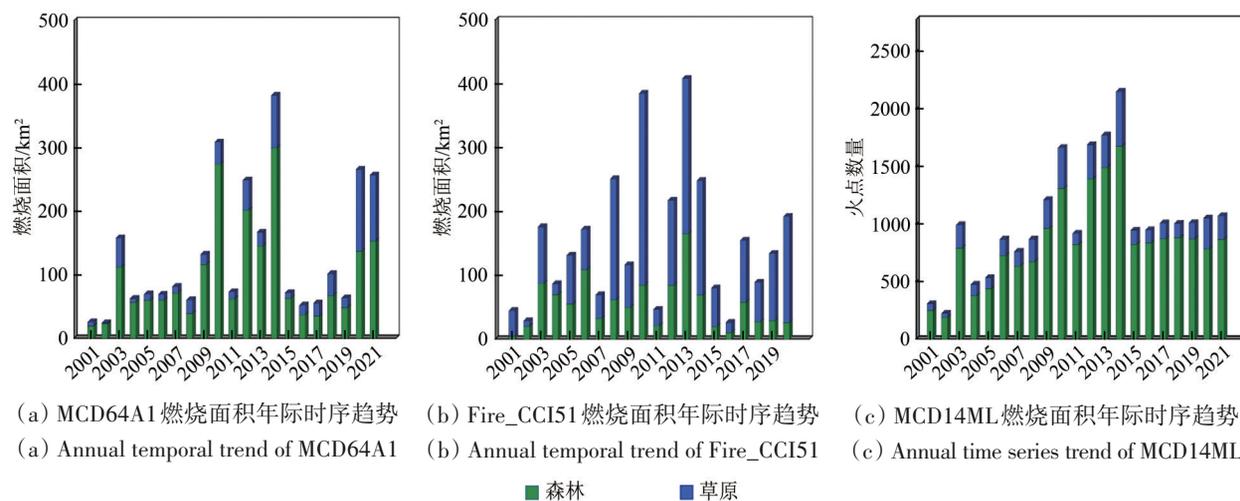


图4 燃烧面积年际时序图

Fig. 4 Annual time series of combustion area

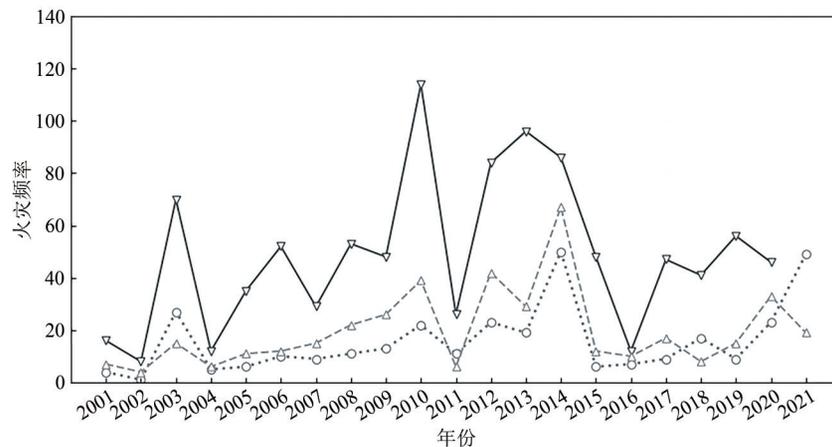
4.1.2 火灾频率时序趋势

基于ST-DBSCAN算法将离散的火烧迹地或火点聚类成火灾事件,基于MCD64A1、Fire_CCI51、MCD14ML等3种遥感火灾产品,分析2001年—2020年/2021年森林与草原的火灾频率年际变化趋势(图5)。结果显示四川省森林火灾在2003年、2010年、

2012年较去年火灾频率明显升高,而草原火灾在2003、2012年同样呈现高增长的状态。整体水平上,森林草原火灾在2001年—2014年均呈现波动上升趋势,其中草原火灾频率呈现明显的上升趋势,而2015年—2021年火灾频率较低,趋势相对稳定,没有发生火灾频率骤增的情况。与此同时,

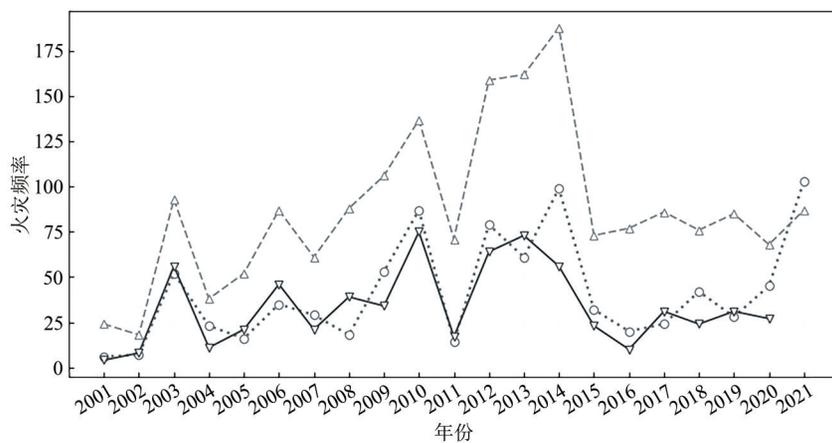
四川省当地政府在2014年推出了一系列严格的火灾管理政策—《四川省森林防火条例》，发布严格

的火源控制和灭火管理政策，为降低该区域的火灾发生频率起到积极作用。



(a) 森林类型

(a) Forest type



(b) 草原类型

(b) Grassland type

··· MCD64A1 —▽— Fire_CCI51 -△- MCD14ML

图5 火灾频率年际趋势图

Fig. 5 Annual trend of fire frequency

4.1.3 森林草原火灾季节

图6表明森林与草原火灾均集中发生于1—5月，1月份处于火灾高发期，随即火灾强度逐渐下降。在非火灾季节期间，森林区域仅偶尔发生火灾，在箱型图中以离群点的形式呈现，而MCD14ML数据显示草原仍存在较多热点信息。

四川区域特殊的地理和气候因素导致火灾具有很强的季节性。气候方面，四川南部属于亚热带高原季风型气候，干湿季节分明，1—5月为冬春季节，是西南地区的干旱时期，降雨稀少而相对湿度较低，气温逐渐升高，落叶枯草等易燃物

质增多，天干物燥且大风天气增多，极易引发火灾。而夏秋季节，云雨较多，气候凉爽，植物生长茂盛，不易发生林火。总之，气温回暖、降雨偏少、可燃物丰富使冬春两季林火高危。草原区域地势平坦，可以较好地监测火情且扑火工作相对顺利；森林区域大多海拔较高、山林陡峭、植被密集，受风向的变化及崎岖的地形影响着火势的蔓延，为消防人员的灭火救援工作增加困难。

4.2 森林草原火灾空间分布

基于MCD14ML对火点数据进行时序分组及网格化处理，统计位于各网格的火点数量，火点

越多表征该网格区域的火灾形势越严峻，发生火灾越频繁，最后基于GIS进行区域化制图与渲染。

森林草原火灾空间分布结果如图7、图8所示。

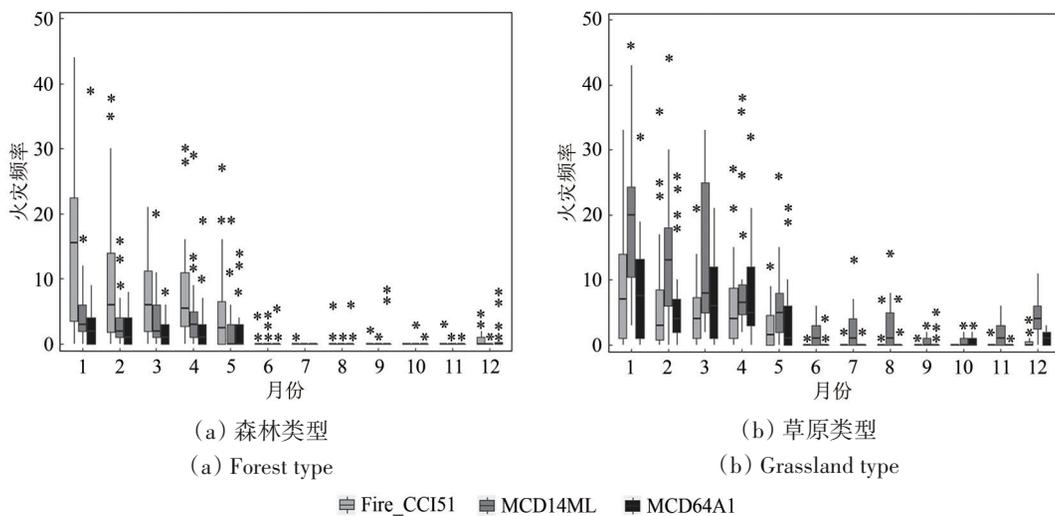


图6 四川省森林草原火灾季节箱型图

Fig. 6 Seasonal boxplot of forest and grassland fires in Sichuan Province

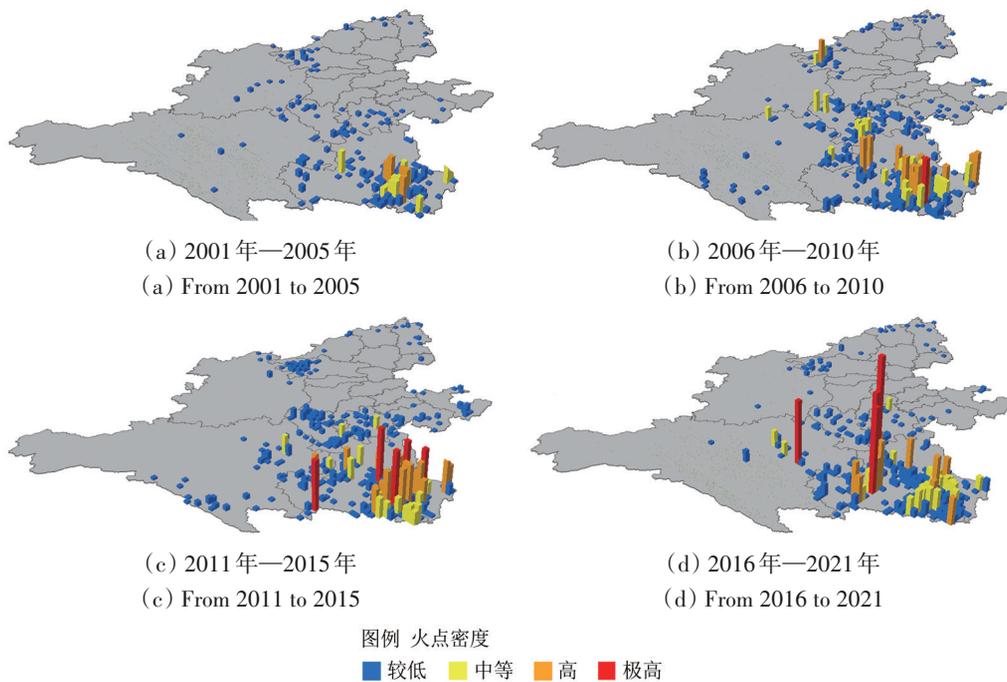
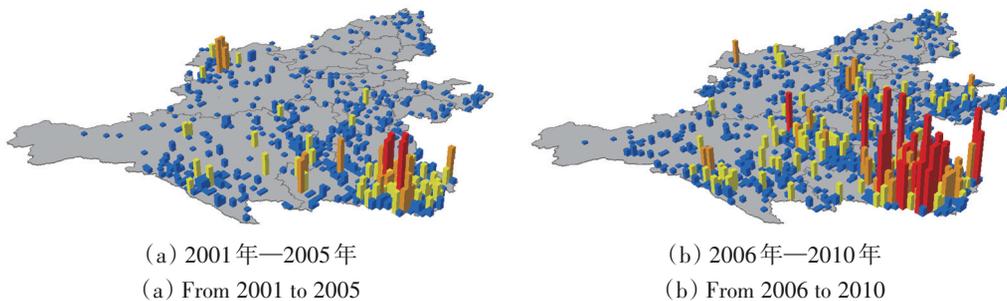


图7 2001年—2021年森林火灾空间分布图

Fig. 7 Spatial distribution of forest fires from 2001 to 2021



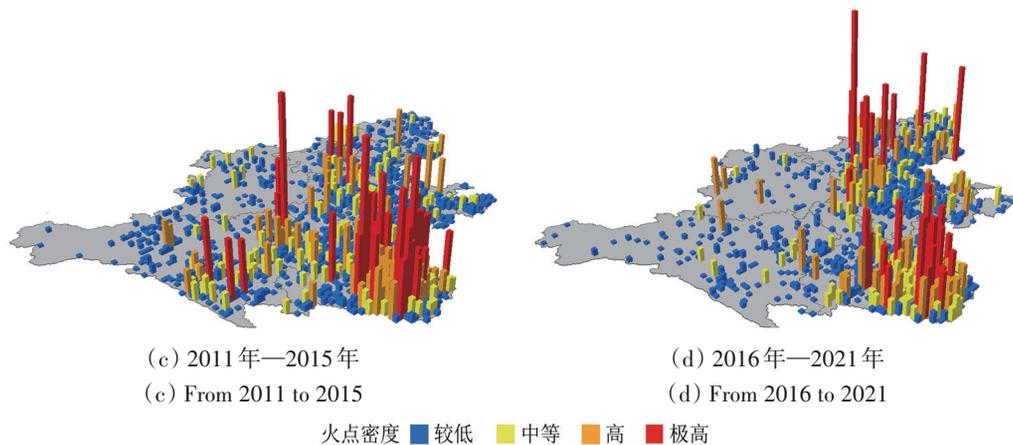


图8 2001年—2021年草原火灾空间分布图

Fig. 8 Spatial distribution of grassland fires from 2001 to 2021

结果显示,四川省森林与草原的火灾有较强的空间异质性。采用三维图展示不同时期火灾的空间分布,柱形高度表征火灾的密度,柱形越高表示该区域火灾密度越大,为火灾高发区域;图7表明森林火灾主要集中在南部的攀枝花市和凉山州区域,此两地各时期的火灾密度均为全省最高,中部和北部的林火密度较小,为火灾低发区域。

四川南部区域干湿季节分明,同时是四川省气温最高,降雨最少的区域。南部的攀枝花市和凉山州区域的植被覆盖率比较高,地面堆积大量的枯叶、树枝、干草等腐殖物,存在较多可燃物且易产生易燃气体从而引发火灾,火灾被扑灭后火场中腐殖层依然存在火源,不易被察觉,火在下面缓慢燃烧使火灾发生更频繁;其次,云南松是西南林区的主要树种之一,富含燃点较低的树脂,是一种特别易燃的树木。与此同时,凉山州等地区容易出现干打雷,闪电击中可燃物就可能产生明火。比如2019年的凉山森林大火,起因便是雷击云南松火而引发的林火。

图8表明草原火灾在各个时期的分布存在较为明显的变化,在2001年—2015年期间空间分布由聚集变的较为分散,各市的火灾密度均有不同程度的增加;2016年—2021年林火密度分布比较集中,主要位于南部的攀枝花市和凉山州两个地区以及东北部区域,其中曾经林火密度较高的攀枝花市和凉山州两个区域在此期间火点显著减少,说明该区域的防火措施有着较显著的效果,而东北部的火灾却存在明显的增加。近年来,入川旅游人数居高不下,人类活动更复杂,加大了火源控制的难度,使近几年东北部城市区域的草原火

灾明显增加,应当考虑预防火灾的资源的合理配置,相关防火部门应加强位于该区域的监测管理,增强防火宣传力度及相关消防工作。

4.3 火灾发生与环境变量的相关性分析

4.3.1 数理统计及拟合分析

采用数理统计方式分析火灾与多种环境变量的相关性,其结果如图9、图10所示。结果显示,森林草原两种类型的火灾均与降雨、相对湿度、FMC与LAI呈负相关,与风、温度因素呈正相关。其中森林火灾与FMC的相关性较强, R^2 为0.35,而草原火灾与相对湿度相关性较强, R^2 为0.399,二者与LAI都呈现极弱的相关性。

森林草原火灾发生前,前期有效降水量、气温、湿度和风等因素影响着环境的易燃程度。温度、降水量、相对湿度、风直接影响可燃物的水分蒸发。持续的高温少雨,空气中相对湿度越低,可燃物含水量FMC越低,说明植被越干燥易燃,当出现诸如雷击情况的天然火源或人为火源时,极易引起火灾的发生和快速蔓延。一旦火源出现,风速、湿度、FMC影响着火灾的传播潜力和蔓延速度,出现“火借风势、风助火威”的局面;而风向决定火灾的蔓延方向,其突变极易导致火灾失控,造成人员伤亡。

根据稳定因子(坡度、坡向、高程)的分级情况,总燃烧像素样本归属各级的占比情况的统计结果如图11、图12所示,结果表明森林火灾主要发生于坡度 15° — 35° 、海拔1000—2400 m的区域,坡向影响不明显,而草原火灾主要发生于坡向处于阳面、500—1800 m海拔的区域,坡度影响不明显。

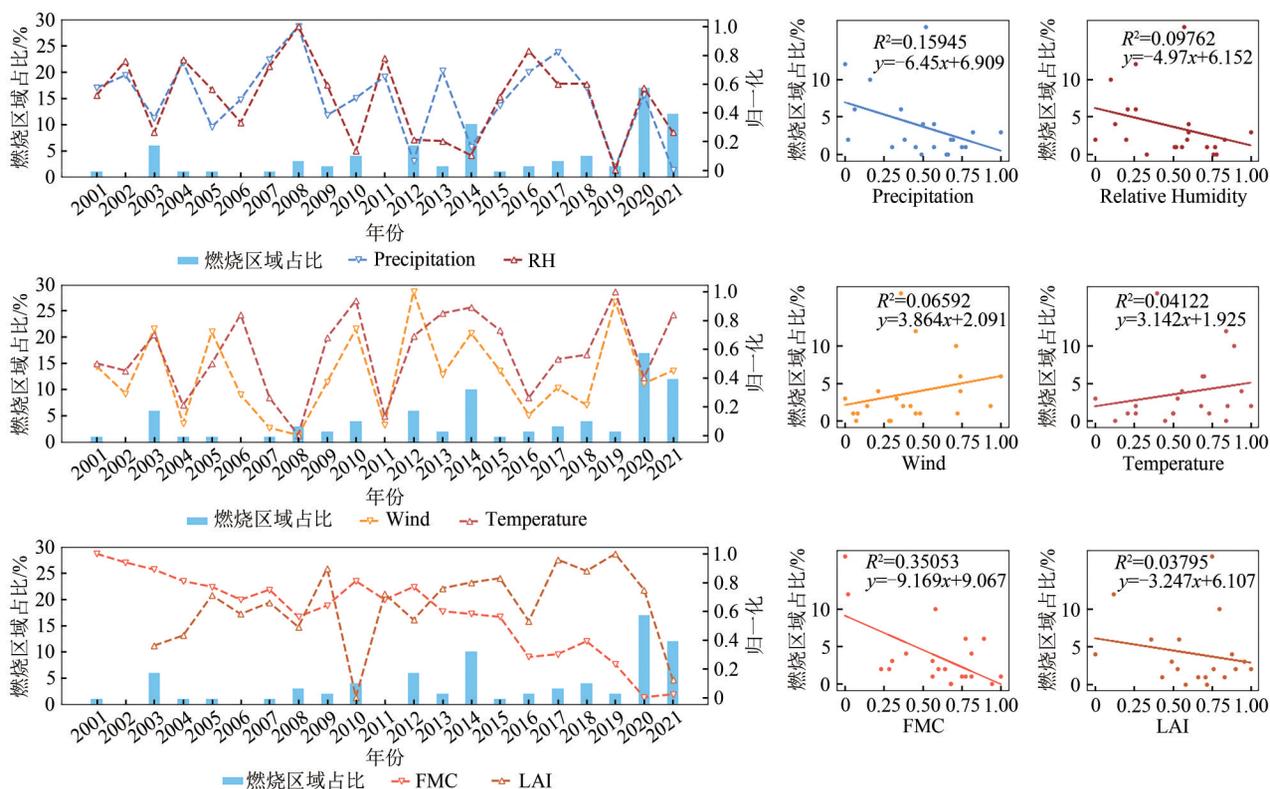


图9 森林区域火灾与因子(气象、可燃物)相关性统计图

Fig. 9 Statistical chart of correlation between forest area fires and factors (meteorology, combustibles)

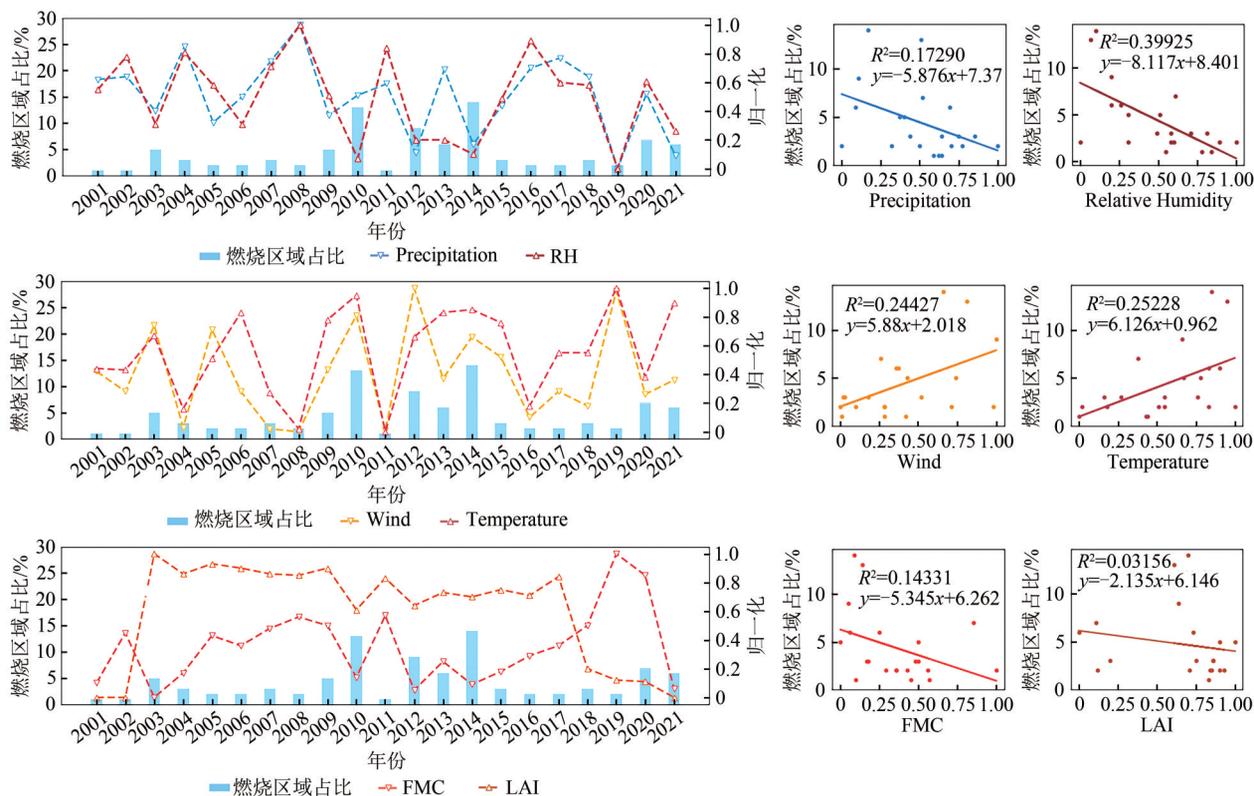
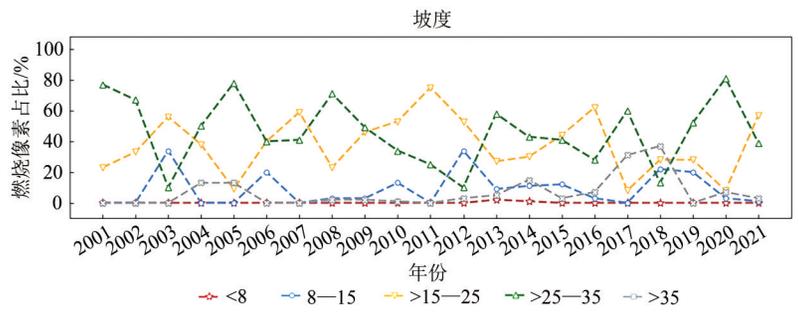


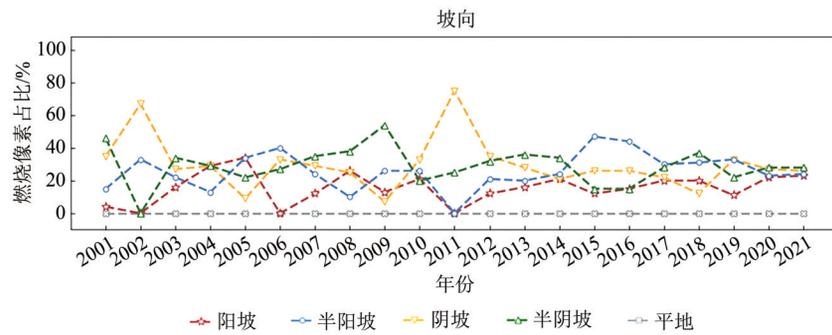
图10 草原区域火灾与可变因子(气象、可燃物)相关性统计图

Fig. 10 Statistical chart of the correlation between grassland area fires and variable factors (meteorology, combustibles)



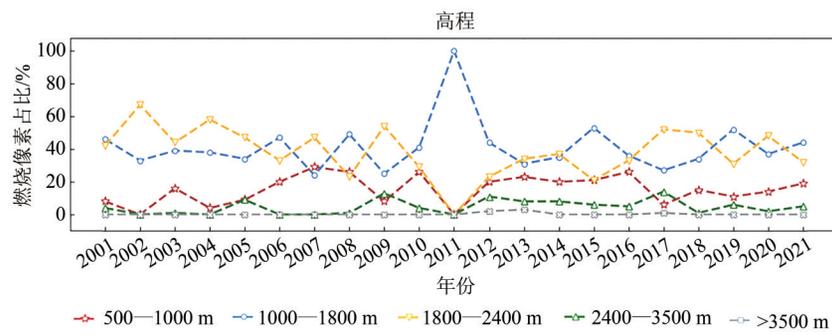
(a) 森林区域火灾与坡度相关性统计图

(a) Statistical chart of correlation between forest area fires and slope



(b) 森林区域火灾与坡向相关性统计图

(b) Statistical chart of correlation between forest area fires and slope orientation

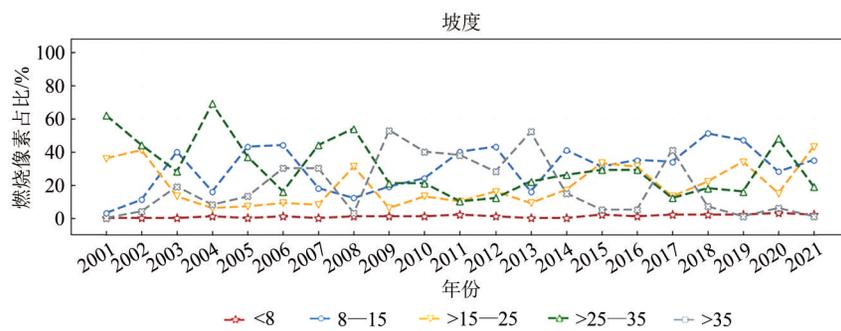


(c) 森林区域火灾与高程相关性统计图

(c) Statistical chart of correlation between forest area fires and elevation

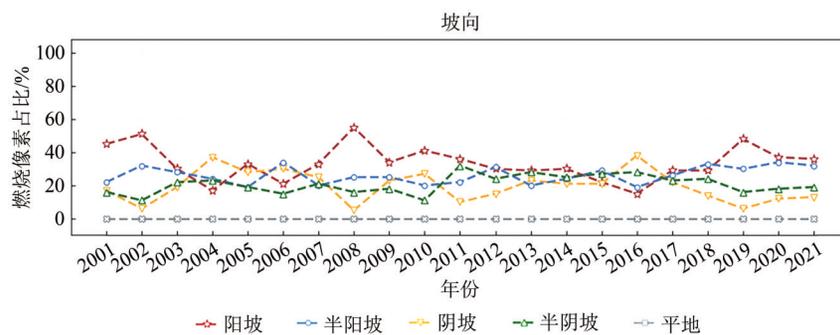
图 11 森林区域火灾与稳定因子(地形)相关性统计图

Fig. 11 Statistical chart of the correlation between forest area fires and stability factors (terrain)



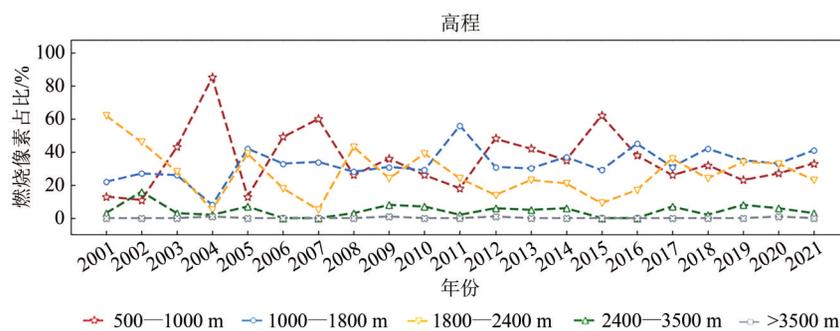
(a) 草原区域火灾与坡度相关性统计图

(a) Statistical chart of correlation between grassland area fires and slope



(b) 草原区域火灾与坡向相关性统计图

(b) Statistical chart of correlation between grassland area fires and slope orientation



(c) 草原区域火灾与高程相关性统计图

(c) Statistical chart of correlation between grassland area fires and elevation

图 12 草原区域火灾与稳定因子(地形)相关性统计图

Fig. 12 Statistical chart of the correlation between grassland area fires and stability factors (Terrain)

地形影响着局部环境,不同坡向接受阳光的照射不同,使阳坡与阴坡的温湿度、降水量、土壤和植被存在着较大差异,阴坡空气、土壤湿度较高,FMC较高,不易发生火灾;坡度影响FMC的变化,坡度越陡,降水易流失,可燃物易干燥,故坡度大的区域易发生火灾。反之,平缓坡度使水分滞留,环境潮湿使FMC升高;四川省西南地区海拔较高,山高谷深,不仅分布着生态资源脆弱的干热河谷,还存在焚风现象,该现象是由于气流越过高山后下沉造成的,当湿润的空气越过山脉,空气温度随海拔升高而降低,水汽滞留并形成降水;当气流越过山脊后,变的寒冷而干燥,并在背风坡开始下沉,随海拔降低而逐渐增温,变得炎热干燥,形成焚风。在山脉的背风坡,因焚风效应的影响,易形成高温、干燥的气象条件,诱发森林火灾。此外,海拔较高的山区不利于火灾扑救,以致小火酿成大火,使重大火灾的发生概率较大。

4.3.2 基于 ANFIS 模型的综合分析

图 13 为 ANFIS 模型验证集的 ROC 曲线与模型训练时的 Loss 损失曲线,其中森林 ANFIS 模型的

AUC 值为 0.79,而草原 ANFIS 模型的 AUC 值为 0.69。根据模型计算研究区域的综合火险指数,分析 CFDI 与四川省火灾时序趋势的相关性。

图 14 为 2003 年—2021 年森林与草原 CFDI 均值时序趋势图,森林全部区域及过火区域的 CFDI 情况均处于缓慢下降的趋势,其拟合曲线 r 值分别为 0.87、0.72。2003 年—2010 年火灾频率处于上升的趋势且过火面积较小,而 2010 年—2014 期间火灾处于高峰期,结合该期间 CFDI 的时间趋势,该区域的 CFDI 相对处于较高水平,但并非是四川省火灾时间特征的主要驱动因素。除气象、地形、可燃物因素外,火灾还受到人类活动的影响,可能是导致 2003 年—2014 年火灾处于增长趋势的关键要素。自 2015 年起,CFDI 趋势与森林火灾趋势一致,CFDI 存在大幅下降,森林区域处于不易燃的状态。而该期间森林火灾情况处于较低水平,火灾频率及过火面积较低,但仍不排除人为因素的干扰。二者说明多种环境因素共同作用,为火灾的发生创造有利的条件,影响着森林火灾的时间特征。考虑到人为因素的干扰,其环境变量与森林火灾时间特征存在相关性。

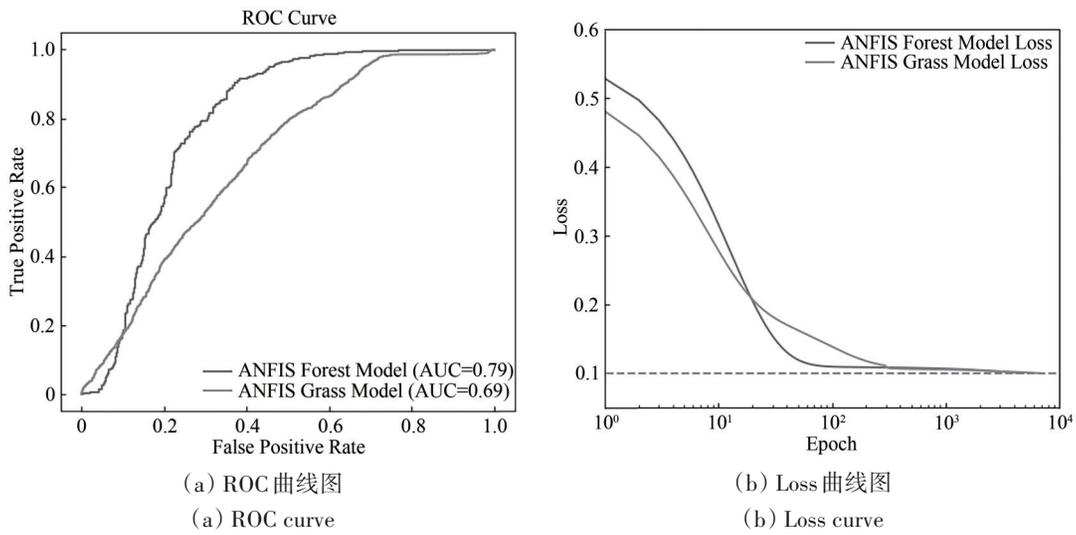


图 13 ANFIS 模型
Fig. 13 ANFIS model

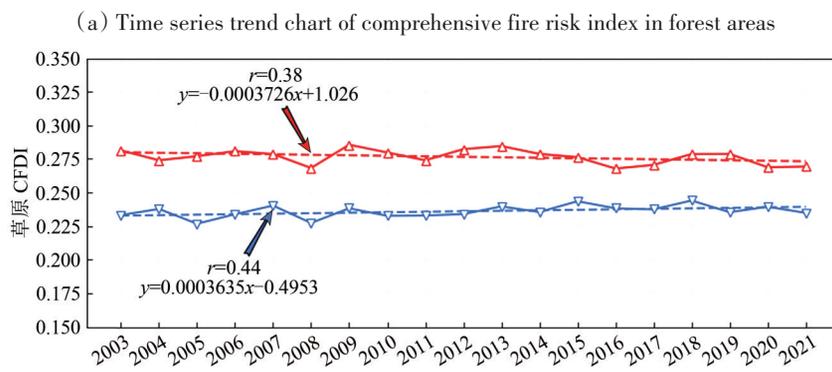
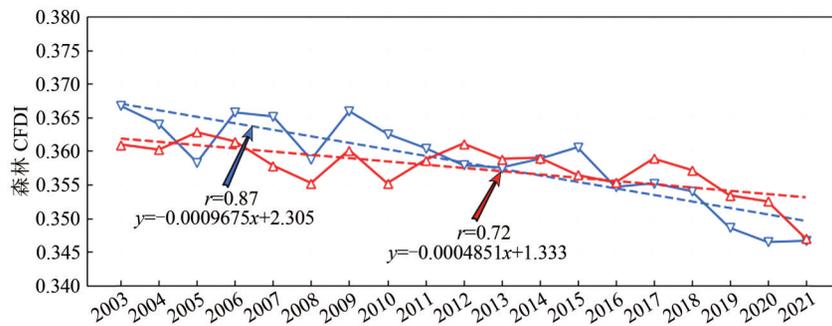


图 14 综合火险指数(CFDI)时序趋势图
Fig. 14 Time series trend chart of comprehensive fire hazard index (CFDI)

草原过火区域 CFDI 均高于全部区域，并其 CFDI 值均于稳定的状态，说明环境变量影响草原火灾的发生，是多种影响因子共同作用的结果，但并非是影响该区域草原火灾时间趋势的主要驱动因子，推测是人为因素的干扰以及政府相关防

火政策的影响。

5 结论

本研究基于 MCD64A1、Fire_CCI51、MCD14 ML 火灾数据对中国西南多云多山区域四川省进行

2001年—2021年森林草原火灾时空特征分析,应用ST-DBSCAN聚类算法并结合地理信息系统的理论与方法,从火灾的燃烧面积、频率以及密度等方面对四川省火灾的空间分布及变化趋势进行研究,采用数理统计方式及自适应模糊神经网络分析多种环境因子与火灾的相关性,结论如下:

(1) 森林草原火灾在2001年—2014年期间处于波动上升趋势,在2012年—2014年达自高峰,自2015年起火灾频率及燃烧面积骤降并持续处于较低水平。

(2) 四川省火灾季节为1—5月,1月为火灾高发期,其强度随时间逐渐下降。在非火灾季节,草原区域相较于森林会存在较多的热点信息。

(3) 森林与草原的火灾有较强的空间异质性。森林火灾主要集中在南部的攀枝花市和凉山州。草原火灾空间中间少、外围多的分布特点,在2001年—2021年火灾分布聚集、分散、聚集,南部区域火点显著减少;东北部的火灾却存在明显的增加,应当考虑预防火灾的资源合理配置。

(4) FMC与森林火灾的负相关性较强,气象因子与草原火灾的相关性较强,其中降水量与相对湿度呈负相关关系,而温度与风呈正相关关系。

(5) 根据火灾时空分布及各区域CFDI时序趋势说明环境变量影响着森林与草原火灾的发生,利用CFDI表征环境对火灾的综合作用。近年来,森林火灾趋势与CFDI的趋势相关性较强,环境变量可能是森林火灾的主要驱动因素,但不排除人为因素的干扰。

(6) 环境变量影响草原火灾的发生,但其时间特征与CFDI相关性较弱,推测是人为因素的干扰以及政府相关防火政策影响着草原火灾的时间特征。

火灾是诸多自然与人为因素共同作用的结果,其影响因素的区域化差异导致四川省的火灾时空分布存在较大差异。本研究为四川省的林火管理提供科学依据和数据支撑,结合森林草原火灾时空特征,可考虑采用分区、分级的管理政策和措施,对不同时期和地区采取针对性措施,优化防火资源的有效空间配置。

志 谢 感谢欧洲航天局、欧洲中期天气预报中心、美国地质勘探局、美国国家地理空间情报局、美国国家航空航天局为本文研究提供了多源的数据集。

参考文献(References)

- Abatzoglou J T and Williams A P. 2016. Impact of anthropogenic climate change on wildfire across western US forests. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(2): 11770-11775 [DOI: 10.1073/pnas.1607171113]
- Athmania D and Achour H. 2014. External validation of the ASTER GDEM2, GMTED2010 and CGIAR-CSI-SRTM v4.1 free access digital elevation models (DEMs) in Tunisia and Algeria. *Remote Sensing*, 6(5): 4600-4620 [DOI: 10.3390/rs6054600]
- Benali A A and Pereira J M C. 2013. Monitoring and extracting relevant parameters of wild fire spread using remote sensing data// Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR. Foz do Iguaçu: INPE: 2725-2731
- Birant D and Kut A. 2007. ST-DBSCAN: an algorithm for clustering spatial-temporal data. *Data and Knowledge Engineering*, 60(1): 208-221 [DOI: 10.1016/j.datak.2006.01.013]
- Boschetti L, Roy D P, Giglio L, Huang H Y, Zubkova M and Humber M L. 2019. Global validation of the collection 6 MODIS burned area product. *Remote Sensing of Environment*, 235: 111490 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111490]
- Carabajal C C, Harding D J, Boy J P, Danielson J J, Gesch D B and Suchdeo V P. 2011. Evaluation of the global multi-resolution terrain elevation data 2010 (GMTED2010) using ICESat geodetic control//*Proceedings of SPIE 8286, International Symposium on Lidar and Radar Mapping 2011: Technologies and Applications*. Nanjing: SPIE: 82861Y [DOI: 10.1117/12.912776]
- Chen T, Bao A M and He D M. 2018. Analyzing dynamic vegetation change and its driving factors in Panzhihua City using MODIS NDVI data. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 27(8): 1847-1857 (陈桃, 包安明, 何大明. 2018. 基于MODIS NDVI的攀枝花市植被覆盖变化及其驱动力. *长江流域资源与环境*, 27(8): 1847-1857) [DOI: 10.11870/cjlyzyyhj201808021]
- Chen X F, Liu L, Li J G, Ou W H and Zhang Y H. 2020. Application and research progress of fire monitoring using satellite remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(5): 531-542 (陈兴峰, 刘李, 李家国, 欧文浩, 张玉环. 2020. 卫星遥感火点监测应用和研究进展. *遥感学报*, 24(5): 531-542) [DOI: 10.11834/jrs.20209118]
- Chuvieco E, Aguado I, Jurdao S, Pettinari M L, Yebra M, Salas J, Hantson S, de la Riva J, Ibarra P, Rodrigues M, Echeverría M, Azqueta D, Román M V, Bastarrika A, Martínez S, Recondo C, Zapico E and Martínez-Vega F J. 2014. Integrating geospatial information into fire risk assessment. *International Journal of Wildland Fire*, 23(5): 606-619 [DOI: 10.1071/WF12052]
- Fornacca D, Ren G P and Xiao W. 2017. Performance of three MODIS fire products (MCD45A1, MCD64A1, MCD14ML), and ESA Fire_CCI in a mountainous area of northwest Yunnan, China, characterized by frequent small fires. *Remote Sensing*, 9(11): 1131 [DOI: 10.3390/rs9111131]
- Gao J. 2017. Improvement and application of fuzzy neural network

- prediction algorithm. Changchun: Jilin University (高君. 2017. 模糊神经网络预测算法改进及应用. 长春: 吉林大学)
- Giannaros T M, Papavasileiou G, Lagouvardos K, Kotroni V, Dafis S, Karagiannidis A and Dragozi E. 2022. Meteorological analysis of the 2021 extreme wildfires in Greece: lessons learned and implications for early warning of the potential for pyroconvection. *Atmosphere*, 13(3): 475 [DOI: 10.3390/atmos13030475]
- Giglio L. 2015. MODIS Collection 6 Active Fire Product User's Guide Revision A. Department of Geographical Sciences University of Maryland: 9
- Giglio L, Van der Werf G R, Randerson J T, Collatz G J and Kasibhatla P. 2006. Global estimation of burned area using MODIS active fire observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 6(4): 957-974 [DOI: 10.5194/acp-6-957-2006]
- Grala K and Cooke W H. 2010. Spatial and temporal characteristics of wildfires in Mississippi, USA. *International Journal of Wildland Fire*, 19(1): 14-28 [DOI: 10.1071/WF08104]
- Guo F T, Zhang L J, Jin S, Tigabu M, Su Z W and Wang W H. 2016. Modeling anthropogenic fire occurrence in the boreal forest of China using logistic regression and random forests. *Forests*, 7(11): 250 [DOI: 10.3390/f7110250]
- Jaafari A, Zenner E K, Panahi M and Shahabi H. 2019. Hybrid artificial intelligence models based on a neuro-fuzzy system and meta-heuristic optimization algorithms for spatial prediction of wildfire probability. *Agricultural and Forest Meteorology*, 266-267: 198-207 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.12.015]
- Jang J S R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3): 665-685 [DOI: 10.1109/21.256541]
- Jiao M, Quan X W and Yao J S. 2022. Evaluation of four satellite-derived fire products in the fire-prone, cloudy, and mountainous area over subtropical China. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 6513405 [DOI: 10.1109/LGRS.2022.3188259]
- Li B J, Zhou S L, Wang T, Sui X, Jia Z Y, Li Y, Wang J X and Wu S H. 2018. An improved gridded polycyclic aromatic hydrocarbon emission inventory for the lower reaches of the Yangtze River Delta region from 2001 to 2015 using satellite data. *Journal of Hazardous Materials*, 360: 329-339 [DOI: 10.1016/j.jhazmat.2018.08.011]
- Li S J, Zheng K, Tang P, Huo L Z and Yuan Y. 2022. Forest burned area detection with time series data based on Stacked ConvLSTM. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(10): 1976-1987 (李淑君, 郑柯, 唐娉, 霍连志, 袁媛. 2022. 基于 Stacked ConvLSTM 的时间序列森林火烧迹地检测. *遥感学报*, 26(10): 1976-1987 [DOI: 10.11834/jrs.20210471])
- Li X T, Liu Q, Qin X L, Liu S C and Wang C Y. 2022. Method for national fuel types classification based on multi-source data. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(3): 480-492 (李晓彤, 刘倩, 覃先林, 刘树超, 王崇阳. 2022. 基于多源数据的全国可燃物类型划分方法. *遥感学报*, 26(3): 480-492 [DOI: 10.11834/jrs.20219208])
- Liu S C, Li X T, Qin X L, Sun G F and Liu Q. 2020. Adaptive threshold method for active fire identification based on GF-4 PMI data. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(3): 215-225 (刘树超, 李晓彤, 覃先林, 孙桂芬, 刘倩. 2020. GF-4 PMI 影像着火点自适应阈值分割. *遥感学报*, 24(3): 215-225 [DOI: 10.11834/jrs.20208297])
- Loboda T V and Csaszar I A. 2007. Reconstruction of fire spread within wildland fire events in northern Eurasia from the MODIS active fire product. *Global and Planetary Change*, 56(3/4): 258-273 [DOI: 10.1016/j.gloplacha.2006.07.015]
- Long X X. 2001. Site divisions in Sichuan and adaptive tree species. *Journal of Sichuan Forestry Science and Technology*, 22(4): 54-58 (隆孝雄. 2001. 四川立地分区及适生树种. *四川林业科技*, 22(4): 54-58 [DOI: 10.3969/j.issn.1003-5508.2001.04.008])
- Ministry of Water Resources of the People's Republic of China. 2008. SL 190-2007 Standards for classification and gradation of soil erosion. Beijing: Standards Press of China (中华人民共和国水利部. 2008. SL 190-2007 土壤侵蚀分类分级标准. 北京: 中国标准出版社)
- Muñoz-Sabater J, Dutra E, Agustí-Panareda A, Albergel C, Arduini G, Balsamo G, Boussetta S, Choulga M, Harrigan S, Hersbach H, Martens B, Miralles D G, Piles M, Rodríguez-Fernández N J, Zsoter E, Buontempo C and Thépaut J N. 2021. ERA5-land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications. *Earth System Science Data*, 13(9): 4349-4383 [DOI: 10.5194/essd-13-4349-2021]
- Myneni R, Knyazikhin Y and Park T. 2015. MOD15A2H MODIS/Terra Leaf Area Index/FPAR 8-Day L4 Global 500m SIN Grid V006. NASA
- Núñez-Casillas L, García Lázaro J R, Moreno-Ruiz J A and Arbelo M. 2013. A comparative analysis of burned area datasets in Canadian boreal forest in 2000. *The Scientific World Journal*, 2013: 289056 [DOI: 10.1155/2013/289056]
- Padilla M, Stehman S V, Ramo R, Corti D, Hantson S, Oliva P, Alonso-Canas I, Bradley A V, Tansey K, Mota B, Pereira J M and Chuvieco E. 2015. Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. *Remote Sensing of Environment*, 160: 114-121 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.01.005]
- Pang Y, Jia W, Qin X L, Si L, Liang X J, Lin X and Li Z Y. 2020. Forest fire monitoring using airborne optical full spectrum remote sensing data. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(10): 1280-1292 (庞勇, 荚文, 覃先林, 斯林, 梁晓军, 林鑫, 李增元. 2020. 机载光学全谱段遥感林火监测. *遥感学报*, 24(10): 1280-1292 [DOI: 10.11834/jrs.20200290])
- Pu D C, Zhang Z M, Long T F, Niu X F, He G J, Wang G Z, Sun J Y, Tang C and Wei M Y. 2020. GABAM2010 accuracy assessment using stratified random sampling. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(5): 550-558 (蒲东川, 张兆明, 龙腾飞, 牛雪峰, 何国金, 王桂周, 孙嘉悦, 唐朝, 魏明月. 2020. 分层随机抽样下全球 30 m 火烧迹地产品验证. *遥感学报*, 24(5): 550-558 [DOI: 10.11834/jrs.20209171])
- Qin X L, Li X T, Liu S C, Liu Q and Li Z Y. 2020. Forest fire early warning and monitoring techniques using satellite remote sensing in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(5): 511-520 (覃先林, 李晓彤, 刘树超, 刘倩, 李增元. 2020. 中国林火卫星遥感预警监测技术研究进展. *遥感学报*, 24(5): 511-520 [DOI: 10.11834/jrs.20209135])

- Quan X W, He B B, Liu X Z, Liao Z M, Qiu S and Yin C M. 2019. Retrieval of fuel moisture content by using radiative transfer models from optical remote sensing data. *National Remote Sensing Bulletin*, 23(1): 62-77 (全兴文, 何彬彬, 刘向苗, 廖展芒, 邱实, 殷长明. 2019. 多模型耦合下的植被冠层可燃物含水率遥感反演. *遥感学报*, 23(1): 62-77) [DOI: 10.11834/jrs.20197422]
- Quan X W, He B B, Yebra M, Yin C M, Liao Z M and Li X. 2017. Retrieval of forest fuel moisture content using a coupled radiative transfer model. *Environmental Modelling and Software*, 95: 290-302 [DOI: 10.1016/j.envsoft.2017.06.006]
- Quan X W, Yebra M, Riaño D, He B B, Lai G K and Liu X Z. 2021. Global fuel moisture content mapping from MODIS. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 101: 102354 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102354]
- Rao Y M, Wang C and Huang H G. 2020. Forest fire monitoring based on multisensor remote sensing techniques in Muli County, Sichuan Province. *National Remote Sensing Bulletin*, 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]
- Riley K L and Loehman R A. 2016. Mid-21st-century climate changes increase predicted fire occurrence and fire season length, northern Rocky Mountains, United States. *Ecosphere*, 7(11): e01543 [DOI: 10.1002/ecs2.1543]
- Sun F Y, Li X S, Li Z Y and Qin X L. 2020. Near-real-time forest fire monitoring system with medium and high spatial resolutions. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(5): 543-549 (孙福洋, 李晓松, 李增元, 覃先林. 2020. 近实时中高空间分辨率森林火灾监测系统展望. *遥感学报*, 24(5): 543-549) [DOI: 10.11834/jrs.20209137]
- Tang Y, Wang L J, Deng C, Gan Y Q and Zhao J. 2021. Research on the emergency response of forest fires in Sichuan with the help of high-definition remote sensing technology: an example of emergency monitoring of forest fires in Mianning "4·20". *National Remote Sensing Bulletin*, 25(9): 2015-2026 (唐尧, 王立娟, 邓琮, 甘玉泉, 赵娟. 2021. 高分遥感技术助力森林火灾应急扑救及隐患预判—以冕宁“4·20”森林火灾为例. *遥感学报*, 25(9): 2015-2026) [DOI: 10.11834/jrs.20211352]
- Wang M Y, Sun L, Shu L F and Tian X R. 2006. Fluctuation of forest fire in spatial space and their regional behavior. *Scientia Sinicae*, 42(5): 98-103 (王明玉, 孙龙, 舒立福, 田晓瑞. 2006. 林火在空间上的波动性及其区域化行为. *林业科学*, 42(5): 98-103) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-7488.2006.05.018]
- Wooster M J, Roberts G J, Giglio L, Roy D P, Freeborn P H, Boschetti L, Justice C, Ichoku C, Schroeder W, Davies D, Smith A M S, Setzer A, Csizsar I, Strydom T, Frost P, Zhang T R, Xu W D, de Jong M C, Johnston J M, Ellison L, Vadrevu K, Sparks A M, Nguyen H, McCarty J, Tanpipat V, Schmidt C and San-Miguel-Ayanz J. 2021. Satellite remote sensing of active fires: history and current status, applications and future requirements. *Remote Sensing of Environment*, 267: 112694 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112694]
- Wu Q C, Chen F, Wang C L, Li B, Wu W, Liu S F and Xu F. 2016. Estimation of carbon emissions from biomass burning based on parameters retrieved. *National Remote Sensing Bulletin*, 20(1): 11-26 (吴沁淳, 陈方, 王长林, 李斌, 吴薇, 刘三超, 徐丰. 2016. 自然火灾碳排放估算模型参数的遥感反演进展. *遥感学报*, 20(1): 11-26) [DOI: 10.11834/jrs.20154291]
- Xu B B, Wang W Y, Chen L F, Tao J H, Ji X Y, Zhang C J and Fan M. 2022. Forest fire spread simulation based on VIIRS active fire data and FARSITE model. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(8): 1575-1588 (徐奔奔, 王炜焯, 陈良富, 陶金花, 纪轩禹, 张成杰, 范萌. 2022. 基于VIIRS火点数据和FARSITE系统的森林火灾蔓延模拟. *遥感学报*, 26(8): 1575-1588) [DOI: 10.11834/jrs.20219427]
- Yan J J, Qu J H, Ran M N and Zhang F F. 2020. Himawari-8 AHI fire detection in clear sky based on time-phase change. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(5): 571-577 (颜俊洁, 瞿建华, 冉茂农, 张芳芳. 2020. 基于时相变化的晴空条件下Himawari-8 AHI火点检测. *遥感学报*, 24(5): 571-577) [DOI: 10.11834/jrs.20209122]
- Yang W and Jiang X L. 2018. Review on remote sensing information extraction and application of the burned forest areas. *Scientia Sinicae*, 54(5): 135-142 (杨伟, 姜晓丽. 2018. 森林火灾火烧迹地遥感信息提取及应用. *林业科学*, 54(5): 135-142) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20180515]
- Yebra M, Dennison P E, Chuvieco E, Riaño D, Zylstra P, Hunt E R, Danson F M, Qi Y and Jurdao S. 2013. A global review of remote sensing of live fuel moisture content for fire danger assessment: moving towards operational products. *Remote Sensing of Environment*, 136: 455-468 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.05.029]
- Yebra M, Quan X W, Riaño D, Larraondo P R, van Dijk A I J M and Cary G J. 2018. A fuel moisture content and flammability monitoring methodology for continental Australia based on optical remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 212: 260-272 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.053]
- Zhang J, Zhao H Y, Zhang M X, Li C Y and Chen G P. 2017. Research on generalized linear models applied to forest fire forecast. *Journal of forestry Engineering*, 2(1): 135-142 (张洁, 赵浩彦, 张民侠, 李晨阳, 陈戈萍. 2017. 广义线性模型在林火发生预报中的应用. *林业工程学报*, 2(1): 135-142) [DOI: 10.13360/j.issn.2096-1359.2017.01.024]
- Zheng W, Chen J, Yan H, Liu C and Tang S H. 2020. Global fire monitoring products of FY-3D/MERSI-II and their applications. *National Remote Sensing Bulletin*, 24(5): 521-530 (郑伟, 陈洁, 闫华, 刘诚, 唐世浩. 2020. FY-3D/MERSI-II全球火点监测产品及其应用. *遥感学报*, 24(5): 521-530) [DOI: 10.11834/jrs.20209177]
- Zheng Z, Wang J F, Zou B, Gao Y H, Yang S Q and Wang Y Q. 2022. Initial assessment of burn severity using the transfer learning model. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(10): 2001-2013 (郑忠, Wang J F, 邹滨, 高阳华, 杨世琦, 王永前. 2022. 应用迁移学习的林火烈度初始评估研究. *遥感学报*, 26(10): 2001-2013) [DOI: 10.11834/jrs.20210156]

Remote sensing–based spatial–temporal characteristics of forest grassland fires in Sichuan Province from 2001 to 2021

JIAO Miao¹, QUAN Xingwen¹, HE Binbin¹, YAO Jinsong²

1.School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;

2.Forest and Grassland Fire Monitoring Center of Sichuan Province, Sichuan Forestry and Grassland Bureau, Chengdu 610081, China

Abstract: In recent years, the problem of forest wildfires in Sichuan Province has emerged as a matter of great concern. These wildfires have occurred with alarming frequency, presenting a formidable threat not only to the local ecological security but also to the lives and property of the people and the courageous rescue workers who put themselves in harm's way. This in-depth study is committed to conducting a comprehensive exploration of the temporal and spatial characteristics of forest and grassland fires in Sichuan Province over the extensive period from 2001 to 2021. The ultimate aim is to provide highly valuable and actionable information that can serve as a solid foundation for making well-informed decisions regarding fire prevention and control strategies. By understanding these characteristics, it is hoped that effective measures can be implemented to minimize the occurrence and impact of wildfires, thereby safeguarding the delicate balance of the ecosystem and protecting the well-being of the local population.

This extensive research is firmly grounded in a diverse array of multi-source remote sensing fire products, such as MCD64A1, Fire_CCI51, and MCD14ML. Through meticulous extraction of effective fire points, a wealth of regional fire data is painstakingly obtained. Leveraging the power of a sophisticated geographic information system, the temporal trend and spatial distribution of forest and grassland fires are thoroughly examined. This involves analyzing patterns over time and identifying areas of concentration or dispersion. Additionally, mathematical statistics and an adaptable fuzzy neural network are skillfully employed to meticulously analyze the complex relationship between climatic, combustible, and topographical environmental factors and the occurrence of fires. By using these advanced techniques, researchers can gain a deeper understanding of the underlying causes and contributing factors of wildfires, enabling more targeted prevention and response efforts.

Research findings reveal that from 2001 to 2014, both the frequency of fires and the area affected by them demonstrated an upward trend. This indicates a growing concern for fire management and prevention. Fires occurred with notable frequency from January to May, suggesting a seasonal pattern that can be used to inform preventive measures during these high-risk months. In terms of the spatial distribution of grassland fires, it exhibits a distinct heterogeneity, with a concentration mainly in the southwest region of Sichuan Province. This spatial pattern may be influenced by a combination of factors such as vegetation type, climate, and human activities. Intriguingly, in the northeast of China, grassland fires have witnessed a remarkable increase in recent times. This finding highlights the need for a broader understanding of fire dynamics on a national scale. In the correlation analysis of various influencing factors, a high degree of correlation is observed between forest fires and fuel water content. This suggests that changes in fuel moisture levels can have a significant impact on the likelihood and severity of forest fires. Environmental variables are clearly identified as the primary driving factors behind the temporal and spatial characteristics of forest fires. For grassland fires, although there is a strong correlation with meteorological factors, it is reasonably speculated that human factors also exert a substantial influence on the characteristics of grassland fires. This could include activities such as land use changes, agricultural practices, and accidental ignitions.

Based on the detailed analysis of the temporal and spatial characteristics of fires in Sichuan Province, this study provides a solid and reliable decision-making basis for formulating forest and grassland fire prevention and control policies, establishing early warning systems, and enhancing monitoring efforts in this region. By understanding the patterns and drivers of wildfires, policymakers and fire management agencies can develop more effective strategies to protect the precious ecological environment and safeguard the lives and property of the people. This will undoubtedly contribute to a more sustainable future for the region, ensuring that the beauty and biodiversity of Sichuan's forests and grasslands are preserved for generations to come.

Key words: remote sensing, Sichuan Province, MCD64A1, Fire_CCI51, MCD14ML, forest grassland fire, spatial distribution, time trend, spatio-temporal characteristics

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. U20A2090, 41801272); Natural Science Foundation of Sichuan Province (No. 2022NSFSC0233)