

中文引用格式:覃炜豪,刘全义,艾洪舟,等. 基于元胞自动机的森林火灾蔓延优化模型[J]. 中国安全科学学报,2026,36(3):203-211.
英文引用格式:QIN Weihao, LIU Quanyi, AI Hongzhou, et al. Optimization model of forest fire spread based on cellular automata[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(3): 203-211.

基于元胞自动机的森林火灾蔓延优化模型*

覃炜豪^{1,2}, 刘全义^{**1,2}教授, 艾洪舟^{1,2}副教授, 刘继豪^{1,2}, 朱培³副教授

(1 中国民用航空飞行学院 民航安全与工程学院, 四川 广汉 618307;
2 中国民用航空飞行学院 民机火灾科学与安全工程四川省重点实验室,
四川 广汉 618307; 3 南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 211106)

中图分类号: X932 文献标志码: A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.03.0362
基金项目: 国家自然科学基金资助(52202416); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(2025CAFUC01007); 四川省院校合作项目(2024YFHZ0027); 复杂山区灾后地空多式协同全覆盖搜索与分阶段救援方法研究项目(H2023-70)。

【摘要】 为探究森林火灾中复杂地形与多因素耦合条件下的蔓延特性, 构建集成地形坡度校正、风场影响及植被指数等多维信息的森林火灾蔓延优化模型。首先, 利用高斯滤波优化处理数字高程模型(DEM)并根据DEM计算坡度和坡向; 然后, 引入增强型植被指数(EVI)构建王正非林火蔓延优化模型, 提高高植被覆盖区的火灾预测准确性, 并通过与元胞自动机(CA)相结合, 可视化预测林火蔓延; 最后, 对比分析木里藏族自治县火灾预测值与真实值, 验证该模型的科学性和有效性。结果表明: 在低EVI值区间, 模型对植被变化非常敏感, 且效应量为0.870, 表明引入EVI能够在高植被覆盖区提高火灾预测准确性; 优化后的林火蔓延模型的面积预测误差率和周长误差率分别为29.40%和5.79%, 低于优化前的44.27%和16.99%; 优化后的林火蔓延模型的Kappa系数为0.8238, 相比于优化前更接近1。

【关键词】 元胞自动机(CA); 森林火灾; 林火蔓延; 高斯滤波; 王正非林火蔓延优化模型

Optimization model of forest fire spread based on cellular automata

QIN Weihao^{1,2}, LIU Quanyi^{1,2}, AI Hongzhou^{1,2}, LIU Jihao^{1,2}, ZHU Pei³

(1 College of Civil Aviation Safety Engineering, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China; 2 Civil Aircraft Fire Science and Safety Engineering Key Laboratory of Sichuan Province, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan Sichuan 618307, China; 3 College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: To investigate the spread characteristics of forest fires under complex topography and multi-factor coupling conditions, this study develops an optimized forest fire spread model that integrates terrain-slope correction, wind-field effects, and vegetation indices. First, Gaussian filtering was applied to correct the digital elevation model (DEM) to reduce noise, and terrain slope and aspect were derived from the refined DEM. Subsequently, the enhanced vegetation index (EVI) was introduced to improve the forest

* 文章编号: 1003-3033(2026)03-0203-09; 收稿日期: 2025-10-18; 修稿日期: 2025-12-23

** 通信作者: 刘全义(1987—), 男, 河南郸城人, 博士, 教授, 主要从事智能化火灾探测及新型灭火技术、机场智慧消防与航空应急救援等方面的研究。E-mail: quanyiliu2005@126.com。

fire spread prediction model, enhancing prediction accuracy in areas with dense vegetation cover. By combining the model with CA, the predicted fire spread can be visualized. Finally, the predicted fire variable values were compared with the observed data from Muli Tibetan Autonomous County to verify the scientific validity and effectiveness of the model. The results indicate that the model is highly sensitive to vegetation changes in low EVI value ranges, with an effect size of 0.870, suggesting that the introduction of EVI improves fire prediction accuracy in areas with high vegetation cover. The improved fire spread model achieved an area prediction error rate and perimeter error rate of 29.40% and 5.79%, respectively, which are lower than the pre-improvement values of 44.27% and 16.99%. The Kappa coefficient of the improved model is 0.8238, which is closer to 1 compared to the pre-improvement model.

Keywords: cellular automata (CA); forest fire; forest fire spread; gaussian filter; WANG Zhengfei wildfire spread optimization model

0 引言

自20世纪20年代以来,森林火灾蔓延问题逐渐成为学术界的研究热点。早期研究主要采用一维蔓延速度模型,以单一火蔓延方向上的速度变化为研究对象,基于林火蔓延过程中的变量与响应变量之间的关系建立定量化的数学模型,有效描述与预测森林火灾蔓延行为。此外,还有物理模型与半物理模型,统计模型、半统计模型及经验模型^[1]。随着森林火灾消防研究的深入,传统一维速度模型已无法满足实际需求。学者们开始关注火灾蔓延的空间特征,促使二维和三维火蔓延模型的快速发展。目前主要形成了2种代表性模型:一种是采用栅格化方法的元胞自动机(Cellular Automata, CA)模型^[2],另一种是基于波动传播原理的矢量模型^[3]。这些模型更能准确地反映火灾在空间中的扩散特性。

目前,应用最广泛的理论模型是王正非模型^[4],在火灾试验数据回归分析基础上建立了符合我国特点的林火蔓延速度计算模型。朱莲等^[5]定量对比了王正非模型和Rothermel模型对林火蔓延的适用情况,运用林火蔓延模型且综合考虑火场地形、气象及可燃物类型等因子,基于ArcEngine工具二维模拟了不同模型下的森林火灾,结果表明:在地形、风速条件一定的情况下,王正非模型的拟合情况较接近于真实火灾模拟情况,通过拟合真实火灾,校正模型修正后的王正非模型,拟合度达0.94。田玉萍等^[6]引入归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)改进了王正非模型,并利用反卷积算法改进了CA算法,对比改进后模型输出结果与实际结果的精度,并比较了不同分辨率下的模型精度,结果表明:改进后的模型精度有明显提

升,以黑龙江省大兴安岭为例进行试验,误差率降低21.33%,与原始模型相比,改进后的模型很好地提高了在不同分辨率数据下的预测精度。王丹^[7]以王正非速度火模型为基础,结合粒子滤波算法原理,搭建了Hadoop森林地表火预测模型,试验结果表明:此森林地表火预测模型可有效矫正由于数据采集误差而导致的蔓延模型不准确结果,从而提高森林地表火预测模型预测精度。

在植被覆盖方面,朱富林等^[8]采用像元二分模型、分布指数和地理探测器定量分析地形、生态及人为因子对不同地貌区植被覆盖度空间分布的影响,结果表明:高覆盖度主要分布在盆西平原、米仓山、大巴山、峨眉山、凉山、龙门山和若尔盖,高程与地貌类型、年降水量、植被类型、土地利用类型的交互作用影响最明显。NDVI和增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)作为应用最广泛的植被指数,能够有效描述地表生物量的变化^[9]。冯俊辰等^[10]为探究提高森林火烧迹地面积预测准确度,对比了NDVI和EVI的可行性与准确性,研究表明:EVI使模型较NDVI提高6.05%,平均绝对误差和平均方差误差分别降低2.8%~11.06%,验证了用EVI代替NDVI可提高预测火烧迹地面积准确性。尽管已有研究在蔓延模型构建与植被指数引入方面取得一定进展,但仍存在不足:多侧重于单一或少数因子改进,难以系统刻画多因素耦合作用下火灾蔓延的空间异质性;部分研究虽然引入NDVI或EVI修正植被因子,但多停留在指数择优或静态加权层面。

鉴于此,笔者拟预测研究茂密森林区域的林火蔓延情况,优化处理高分辨率地形与遥感信息,在王正非林火蔓延模型中引入增强型植被指数,以优化可燃物表征,更准确地预测复杂地形与植被差异条

件下的蔓延过程,为火情快速研判、蔓延趋势预警及应急资源优化调度提供可靠的技术支撑。

1 林火蔓延模型优化方法

1.1 王正非林火蔓延模型

采用王正非林火蔓延模型^[4]定量分析森林火灾蔓延速度。该模型主要考虑可燃物类型、风速和坡度等因素,采用统计方法建立火蔓延速度与这些因素之间的关系。模型基本公式见下:

$$R=R_0\cdot K_s\cdot K_w\cdot K_\theta$$

(1)

$$R_0=0.030t+0.047W+0.009(100-h)-0.304$$

(2)

$$V^*=\frac{V}{V_{\text{ref}}},V_{\text{ref}}=1\text{ m/s}$$

(3)

$$K_w=\exp(0.178\,3W)$$

(4)

$$K_\theta=\exp(3.533\cdot(\tan\varphi)^{1.2})$$

(5)

式中: R 为林火蔓延速度, m/min ; R_0 为初始蔓延速度, m/min ; K_s 为可燃物配置格局更正系数,用于表征可燃物的易燃程度和配置方式,系数因时间和地点不同而变化; K_w 为风速更正系数,反映风速对火蔓延速度的影响; K_θ 为坡度更正系数,反映地形坡度对火蔓延的影响; t 为最高气温, $^\circ\text{C}$; W 为风级; V 为风速, m/s ; V_{ref} 为用于将风速无量纲化的基准风速; V^* 为无量纲风速; h 为最小湿度, %; φ 为火蔓延区域上坡或下坡方向的坡度,上坡时为正值,下坡时为负值。

1.2 王正非林火蔓延优化模型

1.2.1 高斯滤波优化处理数字高程模型(DEM)

在森林火蔓延预测研究中,地形数据(如坡度、坡向)是影响火势扩散方向与速度的关键因子。通过国家资源环境科学与数据平台获取木里县的数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)数据,利用 ArcGIS 软件栅格化处理 DEM 数据,得到处理后的坡度和坡向数据。

坡度计算公式为:

$$S=\arctan(\sqrt{(\partial_z/\partial_x)^2+(\partial_z/\partial_y)^2})$$

(6)

坡向计算公式为:

$$A=\arctan\left(\frac{\partial_z/\partial_y}{\partial_z/\partial_x}\right)$$

(7)

式中: S 为坡度角度, $(^\circ)$; A 为坡向角, $(^\circ)$; ∂_z/∂_x 为 x 方向的高程梯度; ∂_z/∂_y 为 y 方向的高程梯度。

高程数据的质量直接影响坡度和坡向计算。高程噪声可能导致梯度计算不准确,进而影响火灾蔓

延模型准确性。高斯滤波可有效优化图像中的高频噪声,平滑图像,使得噪声影响最小化^[11]。

高斯滤波通过加权邻域像素的方式来平滑图像,权重由高斯函数决定,越靠近中心的像素权重越大,越远离中心的像素权重越小。高斯函数见下式:

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

(8)

式中: G 为高斯核权重函数,权重越大,该像元对最终平滑结果影响越大; σ 为高斯核的标准差,决定了滤波强度。标准差越大,平滑效果越强。

在包含噪声的高程数据中,使用 `imgaussfilt` 函数平滑处理高程图。高斯滤波平滑高程图中的细节,使得图像更平滑,尤其是避免传感器或数据采集过程中产生的小波动。表 1 给出了四川木里县使用高斯滤波去噪前后的数据。

表 1 木里县高程图去噪前与去噪后统计数据

Table 1 Statistical data of Muli County elevation map before and after noise removal

类别	去噪前高程图	去噪后高程图
均值	6 386.83	6 390.55
标准差	14 697.53	14 180.44
最小值	1 830.00	1 835.86
最大值	65 535.00	65 535.00

由表 1 可知:去噪前、后的均值变化较小,说明整体高程水平没有发生显著变化。标准差有所减少,从 14 697.53 m 降到 14 180.44 m,经过高斯滤波后,图像波动性略有减小,去除了部分高频噪声。最小值也有较小变化,去噪没有显著改变高程数据的极端值,在维持数据稳定的情况下提高了获取 DEM 中坡度和坡向数据的精确度,坡度坡向如图 1 所示。计算出的坡度坡向数据用于修正林火蔓延模型中的坡度修正系数 K_θ 。

1.2.2 增强型植被指数优化王正非林火蔓延模型

EVI 由 NDVI 改进而来,NDVI 在茂密植被区域容易因叶片重叠导致近红外反射率饱和,无法区分植被密度的细微变化。而 EVI 通过增益系数和分母结构,对高生物量植被的响应更线性,避免过早饱和,EVI 在茂密的森林地区提供了更高的灵敏度,且减弱了土壤反射率、冠层背景干扰以及大气扰动的影响,能更准确地反映植被状况^[9]。

EVI 大气校正分 3 步,分别是去云处理、大气校正处理和进一步处理残留气溶胶影响,大气校正的内容除 NDVI 已有的瑞利散射和臭氧外,还包括大气分子、气溶胶、水汽等。EVI 通过引入蓝光波段校

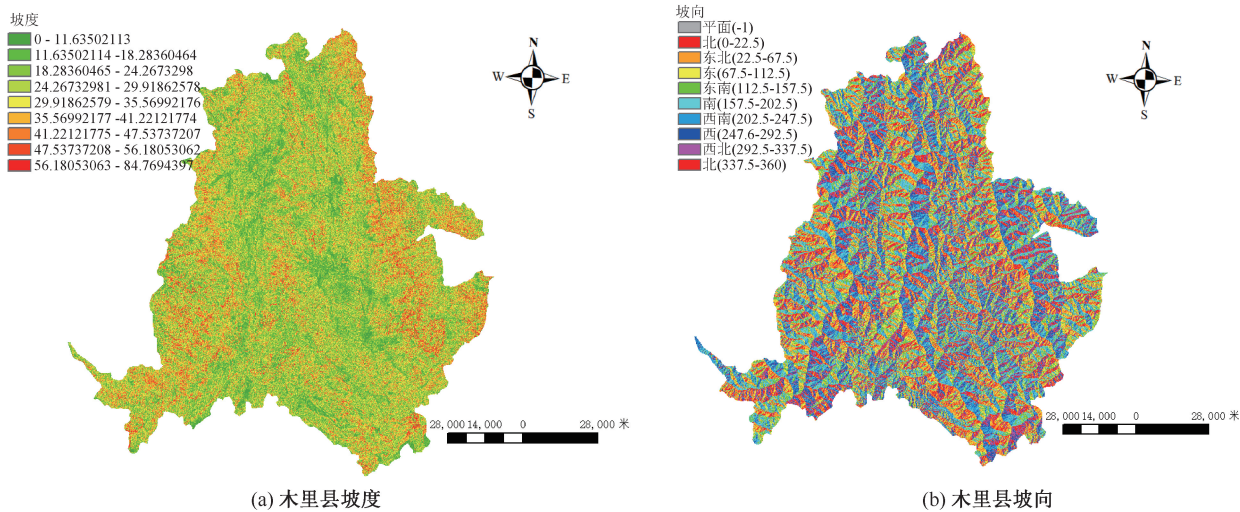


图 1 木里县坡度坡向的高程图

Fig. 1 Elevation map of slope and aspect in Muli County

正气溶胶散射效应,有效减弱了大气干扰对植被反射信息的影响,而烟雾中细小颗粒的散射特性能够进一步增强该校正效果,从而降低由大气扰动引起的反射率失真。利用 EVI 来优化可燃物配置格局更正系数 K_s ,探究在茂密森林场景下提升植被修正系数对蔓延的影响。

EVI 公式为:

$$EVI = G \cdot \frac{\rho_N - \rho_R}{\rho_N + C_1\rho_R - C_2\rho_B + L} (1 + L) \quad (9)$$

式中: ρ_N, ρ_R, ρ_B 分别为近红外、红光和蓝光波段的反射率; L 为土壤调节参数,取 0.5~1,用于减少土壤背景噪声; C_1, C_2 为气溶胶抗性系数,用于校正大气气溶胶效应, $C_1=6, C_2=7.5$; G 为增益系数,通常取 2.5。表 2 为常见植被的可燃物配置格局系数。

表 2 常见植被的可燃物配置格局系数

Table 2 Fuel configuration pattern coefficient of common vegetation

植被类型	可燃物配置格局更正系数 K_s
针叶林	1.4
阔叶常绿林	1.0
灌丛	1.2
草地	0.8
混交林	1.1

可燃物配置格局更正系数 K_s' 由下式得到:

$$K_s' = K_s \cdot EVI \quad (10)$$

因此,王正非蔓延优化模型如下:

$$R = R_0 \cdot K_s' \cdot K_w \cdot K_\theta \quad (11)$$

1.2.3 王正非林火蔓延优化模型与 CA 相结合

为可视化林火蔓延,将改进的林火蔓延模型与

CA 相结合。CA 是一种基于离散空间、时间和状态的动态系统模型,通过局部规则驱动全局复杂行为。其核心特征为自组织性、并行性和可扩展性,被广泛应用于生态模拟、交通流、城市规划等领域^[12]。

四元组完整指明了模型的空间骨架、状态语义、交互拓扑与演化法则,定义如下:

$$CA = (L, S, N, f) \quad (12)$$

式中: L 为规则的网格空间; S 为元胞状态的有限集合,包括未燃烧、燃烧中和已燃烧 3 种集合; N 为邻居规则; f 为状态转换函数。

元胞状态转换规则是当元胞满足 2 个条件后,才有机会在下一时间步转换状态:①空间条件,该元胞的 8 个摩尔邻域中,至少有一个元胞正在燃烧;②概率条件,计算向未燃烧元胞蔓延的点火概率,点火概率 p 取决于基础火蔓延速率 R_0 、植被、风向和坡度。植被因素取决于 EVI 值,植被越密,权重越大;考虑风向问题,迎风方向增大,背风方向减小;坡度则由顺坡和逆坡决定,顺坡上行增大,逆坡下行减小。最后,生成随机数小于点火概率 p ,则该邻域元胞被点燃,反之未点燃。图 2 为元胞的领域扩散方式。

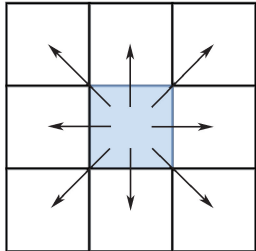


图 2 元胞领域扩散方式

Fig. 2 Cell neighborhood diffusion patterns

与改进的林火蔓延模型的结合融合了地形的动态反馈与植被的异质性,该方法采用 Moore 邻域结构的二维离散网格系统。首先对地形地图进行栅格化处理,以风速、地形和植被特征作为 3 个重要的影响因素,探究对林火蔓延的影响和实现林火蔓延过程可视化。然后在每个元胞内根据周围风速、坡度和可燃物等条件计算火灾蔓延速度,蔓延速度决定了火灾在时间和空间上的传播^[13]。最后还分析了火灾蔓延后的受灾情况,如火灾烧毁面积、蔓延路径以及森林生态系统受到的影响。

王正非林火蔓延优化模型与 CA 相结合的模拟构建流程如图 3 所示,具体如下:

- 1) 进行模型参数体系设计,配置时间与空间参数,栅格化 tif 文件,栅格化能更有效地突出空间异质性^[14],然后输入地形数据与植被指数,并进行植被指数归一化,可燃物配置与 EVI 耦合处理。
- 2) 构建林火蔓延模型,计算火灾基准速度,修正方向性风速并结合多因子调整局部燃烧概率。
- 3) 设置元胞状态,0、1、-1 分别为未燃烧、燃烧中、已燃烧,采用临时矩阵并行更新下一时刻状态,避免干扰迭代结果。
- 4) 与林火蔓延模型相结合,正在燃烧的元胞是否将邻胞点燃取决于基础火蔓延速率 R_0 、植被、风向和坡度。由于每个栅格中的植被、风向、坡度数据不同,不同元胞的点燃概率也会存在差异。
- 5) 将模拟结果可视化,以再现火灾沿地形扩散与演化的动态过程。

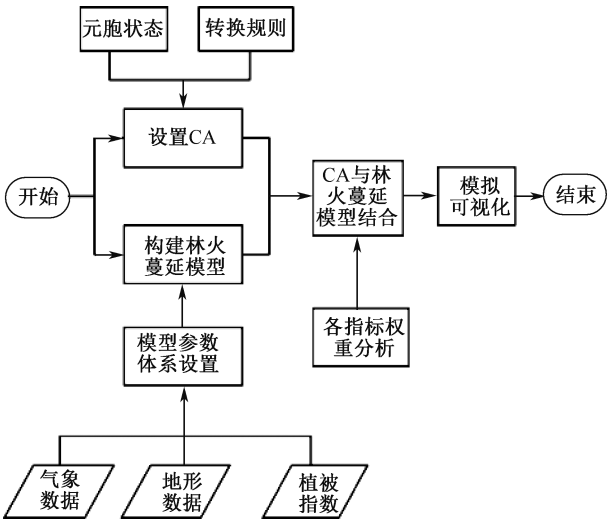


图3 蔓延模型构建流程

Fig. 3 Flowchart of spread model construction

1.3 王正非林火蔓延优化模型的可行性验证

通过分析 EVI 在模型中的灵敏性和效应量,验

证改进后模型的可行性和合理性。在固定其他参数不变的情况下,通过小范围扰动 EVI,观察模型输出元胞各个状态的变化幅度,根据不同状态的元胞数量在各扰动系数下的变化来探究 EVI 在模型中的灵敏性。

图 4 为不同扰动系数下各元胞数量。由图 4a 可知:当 EVI 扰动系数从 -0.2 上升到 0 时,未燃烧元胞由 $6.874\ 0\times10^5$ 大幅减少至 $6.609\ 5\times10^5$,正在燃烧元胞由 $3.887\ 0\times10^5$ 增加至 $4.151\ 4\times10^5$,说明模型对 EVI 在低区间的变动非常敏感,只要提升植被指数,就会大幅提升火蔓延概率或速度,导致更多栅格在相同时间内被引燃。在扰动系数 +0.1 ~ +0.2 区间内,燃烧元胞数量有所下降,这是由于 400 步长的燃烧时间达到饱和状态,因此呈现出略微起伏。图 4b 为 600 步长的燃烧时间下元胞数量变化图,在 EVI 扰动系数从 -0.2 上升到 0 时,正在烧然元胞数由 $6.472\ 9\times10^5$ 增长至 $6.853\ 2\times10^5$ 。扰动系数在 0~+0.2 范围内正在燃烧的元胞数基本维持在 $6.860\ 2\times10^5$ 。因此,观察和对比未燃烧元胞数与正在燃烧元胞数在不同 EVI 扰动下的时刻分布,可有效衡量模型对 EVI 的灵敏度,引入 EVI 的蔓延模型在植被茂密区域具有更优的预测表现。

为验证 EVI 指数引入林火蔓延模型合理性,通过采用方差分析法对 EVI 指数和火点数进行相关性分析,采用随机生成火点数据进行验证分析。方差分析 (Analysis of Variance, ANOVA) 计算公式如下:

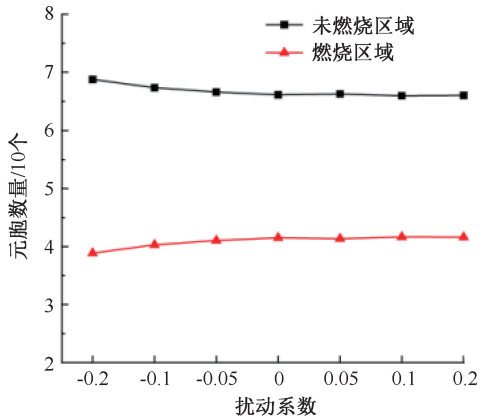
$$F = \frac{S_B}{df_B} / \frac{S_W}{df_W}$$
 (13)

Cohen's d 计算公式如下:

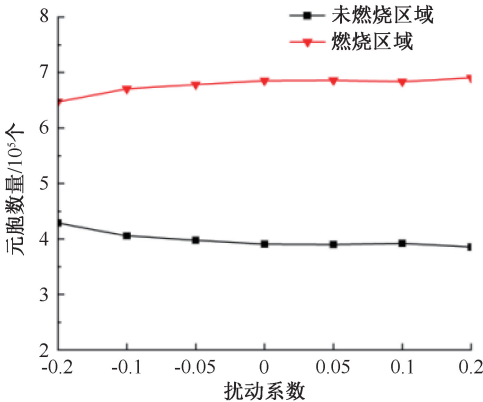
$$d = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{s_p}$$
 (14)

式中: F 为检验统计量,用于判断不同组均值之间是否存在显著差异; S_B 为组间平方和,表示不同组均值之间的总体离差; S_W 为组内平方和,表示同一组内部样本的离散程度; $\bar{x}_1, \bar{x}_2$ 为 2 组平均值; s_p 为 2 组合并标准差。

表 3 为 EVI 指数性能分析结果。由表 3 可知: ANOVA 值与独立样本检验值为 0.000,表明 EVI 参数与火点分布或火蔓延行为之间存在统计学上的强关联,且这种关联性非随机产生。Cohen's d 效应量值为 0.870,属于大效应量,表明 EVI 参数在不同火蔓延场景中的实际差异程度大,能够清晰区分火蔓延的关键影响因素。EVI 指数性能分析结果表明:



(a) 400步长下的元胞数量



(b) 600步长下的元胞数量

图4 EVI不同扰动系数下各元胞数量
Fig. 4 Number of cells under different EVI perturbation coefficients

EVI 是林火蔓延预测的有效解释变量,可作为重要参数引入模型。

表3 EVI指数性能分析结果

Table 3 Performance analysis results of EVI index			
参数	ANOVA 值	独立样本检验值	效应量
EVI	0.000	0.000	0.870

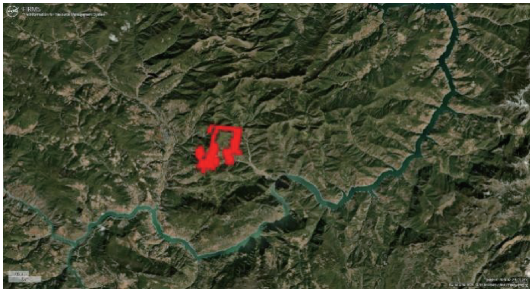
2 王正非林火蔓延优化模型预测结果分析

2.1 木里县森林火灾结果提取

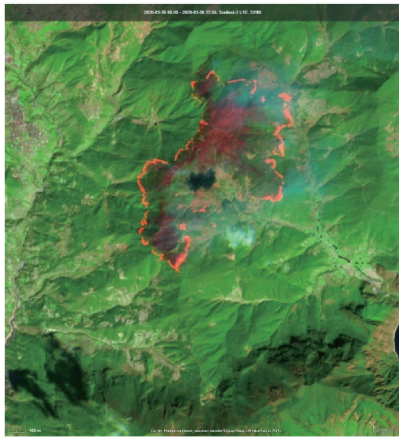
选取四川省木里藏族自治县作为研究对象。木里县地处青藏高原东南边缘,属典型的高山、峡谷地貌,干热河谷广布。该地区森林覆盖率达 69.86%,树种以松科植物为主,这些植物油脂重、易燃,增加了火灾发生的风险。对于木里县而言,平均气温 22.9℃,平均相对湿度 38.86%,平均风速 3.0 m/s。综合地形、植被和气象因素,春季是木里县地区发生森林火灾高发期。

为确保林火蔓延预测模型的数据基础具有高可靠性与科学性,开展林火蔓延模拟试验,采用多源、高精度的遥感与气象数据。火灾燃烧的遥感影像分别来自欧洲空间局的哨兵 2 号和美国国家航空航天局的中分辨率成像光谱辐射计(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS),影像覆盖范围广、时间分辨率高,能够清晰捕捉火场信息;用地数据从栅格化后的 DEM 中获取,每个栅格中包含坡度、坡向和 EVI 值。

图 5 为 2020 年 3 月 30 日木里县火灾的卫星遥感影像,图中分别为 MODIS 和哨兵 2 号的卫星遥感影像,哨兵 2 号提供高分辨率、多光谱遥感数据,具有优异的空间分辨率和丰富的光谱信息。因此,提取哨兵 2 号影像火线。对遥感影像采用色相-饱和度-明度(Hue-Saturation-Value, HSV)颜色空间阈值分割法来提取火线区域,分别进行颜色空间转换、阈值分割和二值化处理,最终提取出火线。根据影像的分辨率 10 m×10 m 计算实际火灾燃烧面积为 9.723 96 km²,火线周长为 18.590 7 km。



(a) MODIS影像



(b) 哨兵2号影像

图5 木里县 2020 年“3·30”森里火灾的卫星遥感影像
Fig. 5 Satellite remote sensing image of 2020 "March 30" forest fire in Muli County

2.2 预测数据分析

为分析改进的林火蔓延模型,提取实际火灾与

模拟火灾的火线,通过 Kappa 系数、面积误差和周长误差来评价模型。相较于传统的准确率评价,Kappa 系数不仅考虑了预测正确比例,还校正了偶然因素引起的一致性^[15],使得评价结果更为客观准确,Kappa 系数计算公式如下:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \tag{15}$$

$$P_o = \frac{M}{n} \tag{16}$$

$$P_e = \frac{a_1 b_1 + a_0 b_0}{n^2} \tag{17}$$

式中: P_o 为实际观测到的一致性比例; M 为预测正确的样本数; n 为样本总数; P_e 为随机预测下预期达到的一致性比例; a_1 为实际属于燃烧区域的样本数; b_1 为模型预测属于燃烧区域的样本数; a_0 为实际属于未燃烧区域的样本数; b_0 为模型属于未燃烧区域的样本数。计算面积误差率和周长误差率用于更准确地评估试验结果,周长误差率与面积误差率越小,Kappa 系数绝对值越大,代表模拟的效果越好^[5]。

图 6 为提取的遥感影像火焰面积和预测模型火焰面积的像素点数量图。遥感影像与高程图的分辨率相同,每个像素点的大小均为 10 m×10 m。因此,实际火焰面积为 9.723 9 km²,3 种模型预测的燃烧面积分别为 14.1513、13.028 5 和 12.582 6 km²。预测结果均大于实际火灾面积,尤其是未引入植被指数的原始模型的预测面积与实际面积相差最大。由于木里县属于高原峡谷地区,存在沟谷、延时裸露地带、水域等自然阻隔,该地区是高原型季风气候,昼夜温差大,夜晚湿度上升导致植被燃烧速度明显放缓,并且预测忽略了灭火队伍的干预,导致预测面积大于实际面积。

表 4 为实际火灾数据与 3 种模型的预测数据。由表 4 可知:原始模型、王正非-NDVI、王正非-EVI 等 3 种模型的面积误差率分别为 44.27%、33.98% 和 29.40%,王正非-EVI 模型较好地控制了模型预测的扩散规模,更接近实际火灾面积。王正非-EVI 模型的 Kappa 系数最高,为 0.823 8,表明在空间位置预测准确性方面效果最佳。NDVI 与 EVI 的 Kappa 系数接近,由于木里县森林覆盖茂密,NDVI 在茂密森林中易饱和,而 EVI 则对茂密植被敏感度高,更好地捕捉植被冠层结构、密度与叶面积指数的变化。因此,王正非-EVI 模型在木里县用于林火预测时表现更优。

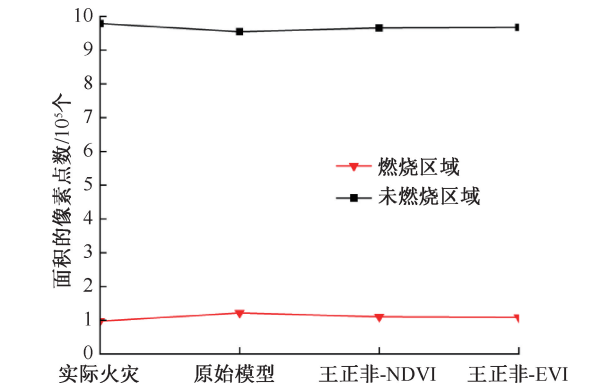


图 6 火灾实际面积与预测面积的像素点数量
Fig. 6 Number of pixels of actual fire area and predicted area

表 4 实际火灾数据与各模型的预测数据
Table 4 Actual fire data and predicted data from each model

方法	面积/ km ²	面积误 差/%	周长/ km	周长误 差/%	Kappa
实际火灾	9.723 9	0	18.591	0	1
原始模型	14.151 3	44.27	21.750	16.99	0.786 7
王正非- NDVI 模型	13.028 5	33.98	19.962	6.87	0.809 1
王正非- EVI 模型	12.582 6	29.40	19.668	5.79	0.823 8

2.3 预测结果对比

分析比较王正非蔓延模型、改进 NDVI 模型(王正非-NDVI 模型)和改进 EVI 模型(王正非-EVI 模型)在植被茂密的森林中的预测准确性。改进的林火蔓延模型实现了森林火灾整个火势蔓延的可视化,提取火灾区域并将预测的火线图与 2020 年 3 月 30 日木里县火灾火线图对比。模型预测火线如图 7 所示,分别展示了原始模型、王正非-NDVI、王正非-EVI 相同时间的火线图。可见:原始模型为默认植被指数,仅受地形和风速影响,蔓延范围较大,受外界干扰较小。而王正非-NDVI 与王正非-EVI 在调节植被指数后,预测范围缩小,更接近真实火线。当风速较高、坡度较大或风向与坡向一致时,火灾传播速度较快,模型的时间步长减小^[16]。

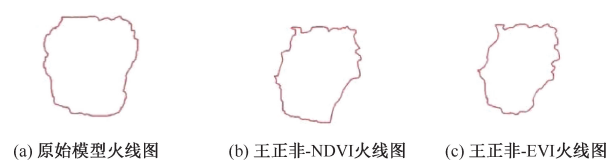


图 7 模型预测火线图

Fig. 7 Model-predicted fire front map

图 8 对比了 3 种模型预测的火焰区域与实际火焰区域。提取原始模型、王正非-NDVI、王正非-EVI 3 种模型的预测结果与实际火焰区域重合部分的像素点数量,分别为 96 636、94 297、93 527,虽然火焰区域高度重合,但是根据 Kappa 系数与对比图比较出基于 EVI 改进的模型预测结果更为准确。改进后模型能够更好地捕获实际的过火边界,证明应用于高分辨率遥感影像进行模拟区域尺度林火蔓延时,所采用的改进方法能够显著提升模型的模拟精度。在茂密森林中,可燃物的空间异质性(如枯落物层湿度、活体植被易燃性)是驱动火蔓延的关键因子。

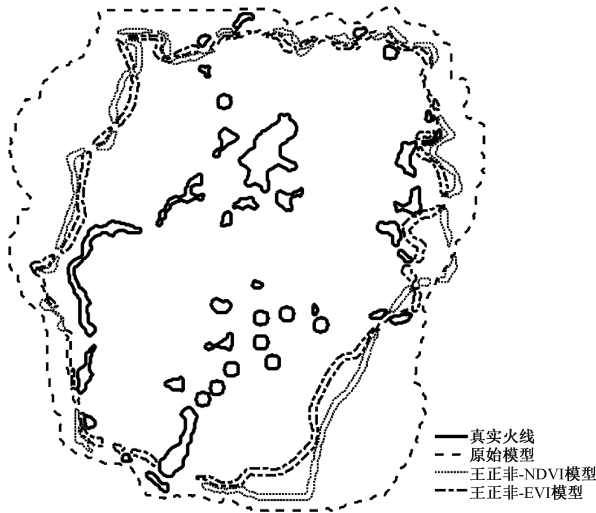


图 8 实际火线与预测结果对比

Fig. 8 Comparison of actual fire front and predicted results

NDVI 与 EVI 的引入有效缓解了传统模型因“均匀化假设”导致的误差累积问题。EVI 相比于 NDVI, EVI 的高敏感性使其更适合复杂森林环境下的精准模拟, 在王正非蔓延模型中引入 EVI, 减小了异常值影响, 能更好地反映高植被覆盖区植被的生长发育变化^[17]。文中提出的基于 EVI 改进的林火蔓延模型可为区域尺度的火灾风险评估、应急路

径规划提供高精度工具, 并为多源数据融合(如气象-生态-社会数据)的火灾预测系统奠定基础。

3 结 论

1) 在王正非林火蔓延模型中引入 EVI, 并加以优化, 能够减小异常值的影响。在高植被覆盖的森林中, EVI 值的小范围扰动具有较高灵敏性, 扰动系数-0.2 上升到 0 时, 正在燃烧元胞由 $3.887\ 0\times10^5$ 增加至 $4.151\ 4\times10^5$, 大幅提升了火蔓延速率。其性能分析结果表明: EVI 是林火蔓延预测的有效解释变量, 在预测植被茂密的森林火灾中具有积极影响。

2) 在木里县研究区中, 引入 EVI 的王正非林火蔓延模型可有效降低火灾预测误差, 且 Kappa 系数得到提升, 由 0.786 7 提升至 0.823 8。对比分析提取的预测火线与实际火区可知: 面积误差由 44.27% 降至 29.40%, 改进后的预测结果更接近于真实火灾情况。

3) 在王正非蔓延模型中引入 EVI, 能够提高在茂密植被地区森林火灾蔓延预测的准确性。但是, 在情况更为复杂的森林火灾场景下, 仍有很多不足, 当前研究仅使用了静态风向和风速, 还未充分考虑突发阵风、垂直风切等非均匀场, 未来可利用深度学习在线更新模型, 提高对快速变化气象因素的响应速度, 并进一步细化模型参数、融合多源数据以及强化模型对极端情形适应性等方面开展深入研究, 以提升模型对复杂环境下火灾蔓延预测的准确性与鲁棒性。

4) 高时空分辨率的遥感图像是准确模拟森林火灾的基础。无人机技术已广泛应用于森林火灾模拟, 提供森林火灾蔓延的实时图像。该技术可辅助构建更准确的森林火灾蔓延模型, 也可用于验证预测的森林火灾蔓延。未来还应考虑将无人机技术应用于森林火灾蔓延模拟。

参 考 文 献

[1] 康庆江. 林火蔓延研究进展[J]. 林业调查设计, 2022, 51(3): 27-32.
KANG Qingjiang. Research progress on forest fire spread[J]. Forest Investigation Design, 2022, 51(3): 27-32.

[2] RUI Xiaoping, HUI Shan, YU Xuetao, et al. Forest fire spread simulation algorithm based on cellular automata[J]. Natural Hazards, 2018, 91(1): 309-319.

[3] 吴许强. 利用惠更斯作图法解释渥拉斯顿棱镜的工作原理[J]. 山西大同大学学报: 自然科学版, 2022, 38(6): 29-32, 35.
WU Xuqiang. Explaining the working principle of Wollaston prism by Huygens drawing method[J]. Journal of Shanxi Datong University: Natural Science Edition, 2022, 38(6): 29-32, 35.

[4] 王正非. 山火初始蔓延速度测算算法[J]. 山地研究, 1983, 1(2): 42-51.

- WANG Zhengfei. The measurement method of the wildfire initial spread rate[J]. Journal of Mountain Science, 1983, 1(2): 42-51.
- [5] 朱莲. 基于王正非模型与 Rothermel 模型的林火模拟比对[J]. 农业科技与信息, 2019(3): 85-88.
- ZHU Lian. Comparative study of wildfire simulation based on the WANG Zhengfei model and the Rothermel model[J]. Agricultural Science-Technology and Information, 2019(3): 85-88.
- [6] 田玉萍, 金成宇, 王斌, 等. 基于改进的王正非模型结合元胞自动机的林火蔓延预测[J]. 中南林业科技大学学报, 2024, 44(5): 14-25.
- TIAN Yuping, JIN Chengyu, WANG Bin, et al. Forest fire spread prediction based on improved WANG Zhengfei model combined with cellular automata[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2024, 44(5): 14-25.
- [7] 王丹. 林火蔓延中的数据同化方法研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2017.
- WANG Dan. Research on the method of data homogenization in the spread of forest fire[D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2017.
- [8] 朱林富, 杨华, 谢世友, 等. 基于 MODIS-EVI 的四川植被覆盖度空间分布影响因子探测[J]. 环境监测管理和技术, 2025, 37(1): 42-49, 56.
- ZHU Linfu, YANG Hua, XIE Shiyu, et al. Influence factors on spatial distribution of vegetation coverage in Sichuan based on MODIS-EVI[J]. The Administration and Technique of Environmental Monitoring, 2025, 37(1): 42-49, 56.
- [9] TESTA S, SOUDANI K, BOSCHETTI L, et al. MODIS-derived EVI, NDVI and WDRVI time series to estimate phenological metrics in French deciduous forests [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 64: 132-144.
- [10] 冯俊辰, 董昊, 韩鹏, 等. 基于 MODIS-EVI2 与集成学习的森林火烧迹地面积预测[J]. 遥感技术与应用, 2024, 39(5): 1 261-1 270.
- FENG Junchen, DONG Hao, HAN Peng, et al. Prediction of forest burned area based on MODIS-EVI2 and Ensemble Learning[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2024, 39(5): 1 261-1 270.
- [11] 吴林林. 基于改进高斯滤波算法的图像去噪方法[J]. 佳木斯大学学报: 自然科学版, 2024, 42(6): 33-36.
- WU Linlin. Image denoising method based on improved gaussian filter algorithm[J]. Journal of Jiamusi University: Natural Science Edition, 2024, 42(6): 33-36.
- [12] 刘心悦, 尤国强, 白阳春, 等. 元胞自动机算法在无人机森林防火中的应用[J]. 电脑知识与技术, 2024, 20(16): 126-129.
- LIU Xinyue, YOU Guoqiang, BAI Yangchun, et al. Application of cellular automata algorithms in UAV-based forest fire prevention and control[J]. Computer Knowledge and Technology, 2024, 20(16): 126-129.
- [13] 李鸽, 刘潇, 朱红春, 等. 基于元胞自动机的崂山林火蔓延模拟[J]. 地理空间信息, 2021, 19(12): 37-39, 5.
- LI Ge, LIU Xiao, ZHU Hongchun, et al. Simulation of forest fire spread in Laoshan mountain based on cellular automata[J]. Geospatial Information, 2021, 19(12): 37-39, 5.
- [14] 赵璠, 舒立福, 周汝良, 等. 林火行为蔓延模型研究进展[J]. 世界林业研究, 2017, 30(2): 46-50.
- ZHAO Fan, SHU Lifu, ZHOU Ruliang, et al. A review of wildland fire spread modelling[J]. World Forestry Research, 2017, 30(2): 46-50.
- [15] 宋朝阳, 史尚渝, 王飞, 等. 基于 Google Earth Engine 和 Sentinel-2 数据的耕地分类研究[J]. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2024, 52(11): 132-141, 154.
- SONG Zhaoyang, SHI Shangyu, WANG Fei, et al. Farmland classification based on Google Earth Engine and Sentinel-2 data[J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition, 2024, 52(11): 132-141, 154.
- [16] SUN Liyang, XU Congcong, HE Yanglangxing, et al. Adaptive forest fire spread simulation algorithm based on cellular automata[J]. Forests, 2021, 12(11): DOI:10.3390/f12111431.
- [17] 李文梅, 覃志豪, 李文娟, 等. MODIS NDVI 与 MODIS EVI 的比较分析[J]. 遥感信息, 2010(6): 73-78.
- LI Wenmei, QIN Zhihao, LI Wenjuan, et al. Comparison and analysis of MODIS NDVI and MODIS EVI[J]. Remote Sensing Information, 2010(6): 73-78.



作者简介: 覃炜豪 (2000—), 男, 四川德阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为火灾图像分割、森林火灾防控。E-mail: qwh199911@163.com。