

中南林业科技大学学报

Journal of Central South University of Forestry & Technology

ISSN 1673-923X，CN 43-1470/S

《中南林业科技大学学报》2026年第7期

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923X.2026.07.011

论文标题： 湖南省杉木林可燃物载量影响因子及预测模型

作　　者： 张 敏，赵正萍，颜学武，等

收稿日期： 2026-01-27

引文格式： 张敏,赵正萍,颜学武,等.湖南省杉木林可燃物载量影响因子及预测模型[J].中南林业科技大学学报,2026,46(7):111-120.

Zhang M, Zhao Z P, Yan X W, et al. Influencing factors and prediction models for fuel loading in Chinese fir forests of Hunan Province[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):111-120.

相关论文推荐

Recommended articles

内蒙古大兴安岭根河林业局主要可燃物类型地表细小可燃物特征及其影响因素

Characteristics and influencing factors of surface fine fuels of main fuel types in Genhe Forestry Bureau, Daxing'an mountains of Inner Mongolia

大娄山典型林分地表细小死可燃物载量影响因子研究

Influencing factors of surface fine dead fuel loading in typical forest stands of Dalou mountain

江西南昌活可燃物含水率动态变化和预测模型

Dynamic change and prediction model of live fuel in Nangchang, Jiangxi Province

湿度码预测江西典型地表细小死可燃物含水率适用性分析

Analysis on the applicability of moisture code to predict the moisture content of surface fine dead fuel on Jiangxi Province, China

基于时步长FFMC模型预测马尾松林地表细小可燃物含水率的适用性分析

Analysis of the applicability of the time-stepped FFMC model for predicting the moisture content of fine surface fuels in *Pinus massoniana* forests

大兴安岭典型林型地表可燃物含水率预测模型

The prediction of moisture content of surface ground fuel of typical forest stand in Daxing' anling mountains

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923x.2026.07.011
http: //qks.csuft.edu.cn

湖南省杉木林可燃物载量影响因子及预测模型

张　敏，赵正萍，颜学武，邓　平，张素瑛，邬　颖，彭　坤
（湖南省林业科学院，湖南 长沙 410004）

摘　要：【目的】系统阐明草本层、枯落物层与腐殖质层 3 类可燃物载量的分布格局、主要影响因子，并构建高精度可燃物载量预测模型，以期精准识别杉木 *Cunninghamia lanceolata* 林高火险区域并制定差异化的林火管理对策。【方法】本研究以 2020—2022 年获取的湖南省 702 个杉木林标准地为研究对象，选取坡向、坡位、坡度、郁闭度等 15 个因子，使用单因素方差分析 3 种类型可燃物载量分布特征，运用 Pearson 相关性分析探究 15 个因子和 3 类可燃物载量相关性，采用 Python 3.8 语言建立线性回归、随机森林、梯度提升和 XGBoost 共 4 种可燃物载量预测模型。【结果】1）湖南省杉木林枯落物层（0.615 ～ 21.110 t/hm^2）和腐殖质层（0 ～ 44.210 t/hm^2）可燃物载量变幅极大，可燃物载量均值由大到小依次为腐殖质层（11.647 t/hm^2）、枯落物层（6.407 t/hm^2）、草本层（0.638 t/hm^2），三者之间存在显著性差异（$P < 0.01$）。2）草本层可燃物载量主要由草本盖度（r=0.673）正向驱动，受郁闭度（r=−0.290）、林分密度（r=−0.240）显著抑制；枯落物层可燃物载量以枯落物厚度为核心影响因子（r=0.657），海拔（r=0.098）与坡位（r=−0.119）通过影响分解速率间接调控其积累；腐殖质层可燃物载量与腐殖质厚度（r=0.780）、海拔（r=0.167）及总蓄积量（r=0.180）显著正相关。3）梯度提升模型在草本层（R^2=0.682 6）和枯落物层（R^2=0.751 8）表现最优，XGBoost 模型在腐殖质层预测中效果最好（R^2=0.665 5）。机器学习模型（随机森林、梯度提升和 XGBoost）显著优于传统线性回归模型，且具有良好的泛化能力。【结论】1）湖南省杉木林部分林分枯落物层和腐殖质层可燃物载量极大，森林火灾发生和急速蔓延的风险不容忽视。2）郁闭度对草本层（极显著负相关）与枯落物层（极显著正相关）具有相反效应，林分间伐经营时需权衡二者风险，并在间伐后及时清理采伐剩余物，避免枯落物输入量激增；枯落物层在高海拔上坡位分解慢、累积多，需在冬、春干旱季节前对厚层枯落物实施计划烧除或机械清理；部分林分形成了深厚的腐殖质层，应将深厚腐殖质聚集区作为地下火防控重点，定期进行排查。3）梯度提升和 XGBoost 预测模型精度高、稳定性强，可为杉木林区可燃物动态监测、火险精准区划及科学防火决策提供技术支撑。

关键词：杉木林；可燃物载量；影响因子；线性回归；随机森林；梯度提升；XGBoost
中图分类号：S762.2　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1673-923X(2026)07-0111-10

Influencing factors and prediction models for fuel loading in Chinese fir forests of Hunan Province

Zhang Min, Zhao Zhengping, Yan Xuewu, Deng Ping, Zhang Suying, Wu Ying, Peng Kun

(Hunan Academy of Forestry, Changsha 410004, Hunan, China)

Abstract:【Objective】This study aims to systematically elucidate the distribution patterns and main influencing factors of fuel loads in three fuel types (herb layer, litter layer, and humus layer), construct high-precision prediction models for fuel load, and to accurately identify high-fire-risk areas in Chinese fir forest regions and develop differentiated forest fire management strategies.【Method】Based on 702 standard sample plots of Chinese fir forests in Hunan Province, surveyed from 2020 to 2022. Fifteen factors, including aspect, slope position, slope gradient, and canopy closure were selected. One-way analysis of variance was used to examine the distribution characteristics of fuel loads among the three fuel types, and Pearson correlation analysis was applied to investigate the correlations between 15 factors and 3 types of fuel loading. Prediction models for fuel load, including linear regression, random forest, gradient

收稿日期（Received）：2026-01-27　　**修订日期**（Revised）：2026-03-31
基金项目：中央林业草原改革发展资金项目（LB2025A010）。
第一作者：张敏（373471277@qq.com），工程师，硕士。
通信作者：赵正萍（zzping1989@163.com），副研究员，硕士；颜学武（123124061@qq.com），研究员，博士。
引文格式：张敏 , 赵正萍 , 颜学武 , 等 . 湖南省杉木林可燃物载量影响因子及预测模型 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2026,46(7):111-120.
Zhang M, Zhao Z P, Yan X W, et al. Influencing factors and prediction models for fuel loading in Chinese fir forests of Hunan Province[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):111-120.

boosting, and XGBoost, were developed using Python 3.8.【Result】1) The fuel loads in the litter layer (0.615–21.110 t/hm²) and humus layer (0–44.210 t/hm²) of *Cunninghamia lanceolata* forests in Hunan Province exhibited extremely wide ranges. The mean fuel loads, in descending order, were: humus layer (11.647 t/hm²) , litter layer (6.407 t/hm²) , and herb layer (0.638 t/hm²), with significant differences among the three ($P < 0.01$); 2) The fuel load of the herb layer was primarily driven positively by herb cover (r=0.673) and significantly suppressed by canopy closure (r=−0.290) and stand density (r=−0.240). For the litter layer, litter thickness was the core influencing factor (r=0.657), while elevation (r=0.098) and slope position (r=−0.119) indirectly regulated its accumulation by affecting decomposition rates. The fuel load of the humus layer was significantly positively correlated with humus thickness (r=0.780), elevation (r=0.167), and total growing stock (r=0.180); 3) The gradient boosting model performed best for the herb layer (R^2=0.682 6) and litter layer (R^2=0.751 8), while the XGBoost model achieved the best performance for predicting the humus layer fuel load (R^2=0.665 5). The machine learning models (random forest, gradient boosting, and XGBoost) significantly outperformed the traditional linear regression model and demonstrated good generalization capability.【Conclusion】1) The extremely high fuel loads in the litter and humus layers of some *C. lanceolata* forest stands in Hunan Province pose a significant risk for forest fire occurrence and rapid spread; 2) Canopy closure has opposite effects on the herb layer (highly significant negative correlation) and the litter layer (highly significant positive correlation); therefore, when implementing thinning operations, managers should balance the fire risks of both layers, and promptly remove logging residues after thinning to avoid a sharp increase in litter input. In addition, litter decomposition is slower and accumulation is greater at high-elevation upper slope positions; thus, prescribed burning or mechanical removal of thick litter layers should be carried out before the dry winter-spring season. Moreover, some stands have developed deep humus layers, and areas with thick humus accumulation should be prioritized for ground-fire prevention and regularly inspected; 3) The gradient boosting and XGBoost prediction models exhibit high accuracy and strong stability, providing technical support for dynamic fuel monitoring, precise fire-risk zoning, and scientific fire prevention decision-making in *C. lanceolata* forest regions.

Keywords: *Cunninghamia lanceolata* forests; fuel load; influencing factors; linear regression; random forest; gradient boosting; XGBoost

在全球气候变暖背景下，森林火灾发生频率和强度与日俱增，对森林生态系统健康、生物多样性以及人民生命财产安全造成严重威胁 [1-4]。森林可燃物是林火发生、发展和蔓延的必要条件，是林火管理中唯一能够通过人为干预进行调控的关键因素 [5-7]。森林可燃物的载量大小、空间分布及结构组成等特征决定火险等级、火行为特点与扑救难度。因此，掌握森林可燃物载量大小、空间分布特征及其影响因素，有助于制定科学有效的可燃物管理与调控策略，对森林火险预报、林火行为预测具有重要意义 [7-8]。可燃物载量受气候、地形、土壤、林分结构及人为干扰等多因子共同作用，其关系复杂且具有地域特异性 [9]。国外相关研究始于 20 世纪 60 年代，相继建立了基于林分因子的静态模型 [10] 和纳入环境因子的动态模型 [11]。我国虽起步稍晚，但已针对樟子松 *Pinus sylvestris* var. *mongolica*[12]、落叶松 *Larix gmelinii*[13]、云南松 *Pinus yunnanensis*[7]、云杉 *Picea asperata*[14-15] 和冷杉 *Abies fabri*[14] 等树种开展了大量工作。研究方法从回归分析 [2,14,16]、方差分析 [17]，逐渐发展到冗余分析 [5,15]、去趋势典范对应分析 [18] 等。近年来，结构方程模型 [19] 与机器学习算法（如随机森林 [20-22]、梯度提升 [22] 等）被引入，为揭示影响因子间的直接与间接效应，以及构建高精度预测模型提供了新途径。然而，现有研究结论在不同区域与林分间存在差异，部分结论甚至相互矛盾。例如，郁闭度对草本层载量的影响在不同研究中所得结果不一 [14,23]，坡向对枯落物积累的作用也存在不同结论 [19]。由此表明，可燃物载量与影响因子的关系并非普适，需结合具体森林类型与立地条件进行深入研究。

湖南省人工林中，杉木 *Cunninghamia lanceolata* 占据主导地位，且林分结构单一、同龄化程度高、分布集中连片，地表与冠层可燃物水平连续性强，易导致地表火与树冠火快速蔓延，大火巨灾隐患突出。目前，针对湖南省杉木林地表可燃物载量的研究仍存在一定局限，鲜有研究系统统筹草本层、多径级枯落物层及腐殖质层的多层地表可燃物结构，同时结合多因子定量解析与机器学习模型开展预测分析。因此，系统探明该区域杉木林地表可燃物载量的空间分布格局、关键驱动因子及其预测潜力，可为区域林火风险模型构建、差异化森林防火管控体系搭建提供科学依据，兼具重要的理论价值与应用价值。

本研究以湖南省杉木林为对象，依托全省 702 个标准地调查数据，揭示草本、枯落物、腐殖质各层可燃物载量的分布特征；借助相关性分析，阐明地形与林分因子对不同层次可燃物载量的作用；对比线性回归、随机森林、梯度提升和 XGBoost 4 种模型，构建并筛选各层可燃物载量的最优预测模型，识别关键驱动因子。研究成果可为湖南省杉木林区的可燃物动态监测、火险精准区划及科学防火决策提供理论依据与技术支撑。

1　材料与方法

1.1　试验地概况

湖南省（24°38′～30°08′N，108°47′～114°15′E）地貌类型多样，以山地、丘陵为主。湖南省森林资源丰富，根据《湖南省二〇二〇年度森林资源统计年报》，全省森林覆盖率 59.96%，活立木蓄积量 5.88×10^8 m^3，乔木林地中杉木、马尾松 *Pinus massoniana* 等针叶林占比 64%[24]；杉木林作为优势人工林，广泛分布于全省山地、丘陵区域，是区域森林生态系统的核心组成部分。

本研究依托 2020—2022 年湖南省第一次森林火灾风险普查工作，参照《森林可燃物标准地调查技术规程》中的分层抽样方法 [25]，在全省 14 个市州共设置 702 个面积为 666.67 m^2（25.82 m×25.82 m）的正方形调查标准地。标准地具体数量情况如下：长沙市 25 个、株洲市 18 个、湘潭市 11 个、常德市 25 个、郴州市 99 个、衡阳市 23 个、怀化市 114 个、娄底市 27 个、邵阳市 115 个、益阳市 66 个、永州市 103 个、岳阳市 33 个、张家界市 18 个、湘西土家族苗族自治州 25 个。按照《湖南省森林火灾风险普查操作细则》[26] 要求，对乔木层进行每木检尺并记录地形因子和林分因子。样地海拔 24～1 854 m，涉及平、缓、斜、陡、急、险 6 种坡度，北、东北、东、东南、南、西南、西、西北、无坡向 9 种坡向，脊部、上坡、中坡、下坡、山谷、平地 6 种坡位，幼龄林、中龄林、近熟林以及成（过）熟林 4 种龄组，郁闭度为 0.3～0.9，林分密度为 165～5 130 株 /hm^2，树高 4.30～19.92 m，胸径 6.3～29.7 cm，总蓄积量 0.018～30.039 m^3，灌木盖度为 0～74%，灌木冠幅 0～3.5 m，草本盖度为 0～95%，枯落物厚度为 0.10～6.75 cm，腐殖质厚度为 0～6.58 cm。

1.2　可燃物载量测定

样方布设、调查及样品采集按照《森林可燃物标准地调查技术规程》[25] 规定进行。采用收获法调查草本层、枯落物层、腐殖质层可燃物载量。其中，枯落物层依据枝条径级大小划分为 3 个层级：枯落物 1 层为直径小于 0.6 cm 的细小枝条、落叶及杂草；枯落物 2 层为大于或等于 0.6 cm，但小于 2.5 cm 的小枝；枯落物 3 层为直径大于或等于 2.5 cm，但小于 7.62 cm 的枝条。将采集到的样品带回实验室，放入烘箱 85 ℃恒温烘干至恒定质量（连续 2 次称量相对误差不大于 1.0%），计算单位面积可燃物载量。计算公式如下：

$$m_{\mathrm{d}}=\frac{m'_{i\mathrm{d}}}{m_{i\mathrm{f}}}m_{\mathrm{f}}\ 。\tag{1}$$

$$G=\frac{\sum_{n=1}^{n}m_{\mathrm{d}}}{nS_0}\ 。\tag{2}$$

式中：m_{d} 为样方总干质量，$m'_{i\mathrm{d}}$ 为 i 样品烘干质量，$m_{i\mathrm{f}}$ 为 i 样品鲜质量，m_{f} 为样方总鲜质量，G 为单位面积可燃物载量，n 为样方数量，S_0 为样方面积。

枯落物层单位面积可燃物载量为枯落物 1 层、枯落物 2 层、枯落物 3 层单位面积可燃物载量之和。

1.3　数据处理

1.3.1　可燃物载量差异性分析

本研究采用 SPSS 26.0 软件进行单因素方差分析，探讨草本层、枯落物层和腐殖质层单位面积可燃物载量之间是否有显著性差异。

1.3.2　可燃物载量影响因子分析

本研究利用 SPSS 26.0 软件进行 Pearson 相关性分析，探究 15 项林分特征因子与草本层、枯落物层和腐殖质层单位面积可燃物载量之间的关联，并通过 P 检验判断相关性的显著性。

1.3.3　可燃物载量预测模型

本研究数据处理、模型构建与分析均在 Python 3.8 语言环境中完成，主要依赖 pandas（版本 v1.4.2）、scikit-learn（版本 v1.0.2）和 XGBoost（版本 v2.1.4）库，采用线性回归、随机森林、梯度提升和 XGBoost 共 4 个模型建立可燃物载量预测模型。

1）变量筛选与共线性诊断

选取了 15 个因子作为候选变量，使用方差膨胀因子（Variance inflation factor，F_{VI}）对自变量进行多重共线性诊断。若 $F_{\mathrm{VI}}>5$，则认为存在严重共线性问题，需对高共线性变量进行剔除，消除因子间相互干扰，保障回归模型的稳定性与可靠性。本研究采用的 4 种模型中，线性回归模型属于传统统计计量模型，随机森林、梯度提升、XGBoost 模型属于机器学习预测模型。集成学习算法对多重共线性不敏感，且自带特征筛选机制，因此可直接纳入全部变量建模，无需预先开展变量筛选。

2）模型构建

一是数据预处理。采用独热编码对坡向、坡位、坡度、龄组等分类变量构建虚拟变量；同时采用 Z-score 标准化算法对所有连续数值变量开展标准

化归一处理。二是按照 7∶3 的比例将全部样地数据随机划分为训练集和测试集。三是使用训练集建立模型并调优。为大幅减少单次搜索的参数组合数量，提高调优效率并避免过拟合，采用分阶段网格搜索调优策略，将超参数分组，分阶段进行调优。每一阶段仅优化 2 个核心参数，最优参数传递至下一阶段。四是进行模型评估。使用测试集评估模型泛化性能，采用决定系数（R^2）、均方根误差（Root mean square error，RMSE）和平均绝对误差（Mean absolute error，MAE）评估模型拟合效果，各指标作用见表 1。采用 Origin 2024 软件绘制观测值和预测值的散点图评估模型预测精度。采用 5 折交叉验证评估模型的稳定性与泛化能力。五是特征重要性分析。针对随机森林、梯度提升和 XGBoost 模型，调用其内置的特征重要性评估方法，量化每个自变量对预测目标变量的贡献度，并绘制最佳预测模型中排名前 10 的特征重要性分值条形图。

表 1 统计指标作用
Table 1 The role of statistical indicators

统计指标 Statistical indicator	作用与解释 Role and interpretation
决定系数 Coefficient of determination（R^2）	量化模型中自变量对因变量的解释能力，值在 0 ～ 1；值越接近 1，表示模型拟合效果越好
均方根误差 Root mean square error（RMSE）	预测误差的标准差，值越小越好
平均绝对误差 Mean absolute error（MAE）	预测误差绝对值的平均值，值越小越好

2 结果与分析

2.1 可燃物载量分布特征

表 2 给出了不同类型可燃物载量的分布范围和差异性分析结果。通过表 2 能够看出，部分样地无草本或腐殖质，所有样地都有枯落物。枯落物层（0.615 ～ 21.110 t/hm^2）和腐殖质层（0 ～ 44.210 t/hm^2）可燃物载量在不同样地间变化幅度极大，标准差分别达 2.562 t/hm^2、7.784 t/hm^2。通过表中差异性分析结果可以看出，草本层、枯落物层和腐殖质层的单位面积可燃物载量之间存在显著性差异（$P < 0.01$），可燃物载量平均值由大到小的可燃物载量类型依次是腐殖质层（11.647 t/hm^2）、枯落物层（6.407 t/hm^2）、草本层（0.638 t/hm^2），三者占比分别为 62.31%、34.28%、3.41%。

表 2 不同类型单位面积可燃物载量分布特征 †
Table 2 Distribution characteristics of unit-area loading for various fuel types t/hm^2

可燃物载量类型 Fuel loading type	范围（最小值～最大值）Range (Min-Max)	平均值 ± 标准差 Mean±standard deviation
草本层可燃物载量 Herb layer fuel loading	0 ～ 6.315	0.638±0.652 C
枯落物层可燃物载量 Litter layer fuel loading	0.615 ～ 21.110	6.407±2.562 B
腐殖质层可燃物载量 Humus layer fuel loading	0 ～ 44.210	11.647±7.784 A

† 同列不同大写字母表示在 $P < 0.01$ 水平上差异显著。Different capital letters in the same column indicate significant differences at the $P < 0.01$ level.

2.2 可燃物载量影响因子分析

在进行相关性分析前，对所有自变量进行了多重共线性诊断。结果显示，所有变量的 F_{VI} 值均小于 5.000（最大值为 4.202），表明自变量之间不存在严重的多重共线性问题，适合进行 Pearson 相关性分析及后续的线性回归建模。表 3 给出了 3 种类型可燃物载量与 15 种林分特征因子的相关性分析结果。可以看出，草本层可燃物载量与草本盖度呈极显著正相关（r=0.673，$P < 0.01$），是影响该层载量的核心因子。草本层可燃物载量与地形因子海拔（r=−0.097）呈显著负相关（$P < 0.05$），与林分因子郁闭度（r=−0.290）、林分密度（r=−0.240）、总蓄积量（r=−0.106）呈极显著负相关（$P < 0.01$），与龄组（r=−0.080）、腐殖质厚度（r=−0.080）呈显著负相关（$P < 0.05$）。草木层可燃物载量与坡度、坡向、坡位、平均树高、平均胸径、灌木盖度、灌木平均冠幅、枯落物厚度无显著相关性（$P > 0.05$）。

枯落物层可燃物载量与枯落物厚度呈极显著正相关（r=0.657，$P < 0.01$），是影响该层可燃物载量的关键因子。地形因子中，枯落物层可燃物载量与坡度（r=0.118）和海拔（r=0.098）呈极显著正相关（$P < 0.01$），而与坡位（r=−0.119）呈极显著负相关（$P < 0.01$）。林分因子中，枯落物层可燃物载量与腐殖质厚度（r=0.239）、灌木盖度（r=0.261）、郁闭度（r=0.136）均呈极显著正相关（$P < 0.01$），与林分密度（r=0.091）、龄组（r=0.087）呈显著正相关（$P < 0.05$）。枯落物层可燃物载量与坡向、平均树高、平均胸径、

总蓄积量、灌木平均冠幅以及草本盖度无显著相关性（$P > 0.05$）。

腐殖质层可燃物载量与腐殖质厚度呈极显著正相关（r=0.780，$P < 0.01$），是决定该层载量的核心因素。腐殖质层可燃物载量与地形因子海拔（r=0.167）呈极显著正相关（$P < 0.01$），与林分因子中的枯落物厚度（r=0.253）、总蓄积量（r=0.180）、平均树高（r=0.166）和平均胸径（r=0.123）均呈极显著正相关（$P < 0.01$），与林分密度呈显著负相关（r=−0.079，$P < 0.05$）。腐殖质层可燃物载量与坡度、坡向、坡位、郁闭度、龄组、灌木盖度、灌木平均冠幅以及草本盖度无显著相关性（$P > 0.05$）。

表 3　不同类型单位面积可燃物载量与林分特征因子的相关性 †

Table 3　Correlation between unit-area loading of various fuel types and stand characteristic factors

林分特征因子 Stand characteristic factor	相关系数 Correlation coefficient（r）		
	草本层可燃物载量 Fuel loading of the herb layer	枯落物层可燃物载量 Fuel loading of the litter layer	腐殖质层可燃物载量 Fuel loading of the humus layer
海拔 Evaluation	−0.097*	0.098**	0.167**
坡度 Slope	0.008	0.118**	0.058
坡向 Aspect	0.001	0.021	0.039
坡位 Slope position	0.040	−0.119**	−0.029
郁闭度 Canopy	−0.290**	0.136**	−0.043
林分密度 Stand density	−0.240**	0.091*	−0.079*
平均树高 Mean height	−0.066	−0.026	0.166**
平均胸径 Mean diameter at breast height	−0.030	0.056	0.123**
龄组 Age group	−0.080*	0.087*	0.038
总蓄积量 Total growing stock	−0.106**	0.058	0.180**
灌木盖度 Shrub coverage	0.026	0.261**	0.052
灌木平均冠幅 Mean crown width of shrubs	0.006	0.072	0.027
草本盖度 Herbaceous coverage	0.673**	−0.005	−0.047
枯落物厚度 Litter thickness	−0.030	0.657**	0.253**
腐殖质厚度 Humus thickness	−0.080*	0.239**	0.780**

† “*”表示相关性在 $P < 0.05$ 水平上显著，“**”表示相关性在 $P < 0.01$ 水平上极显著。
“*” indicates that the correlation is significant at the $P < 0.05$ level, and “**” indicates that the correlation is highly significant at the $P < 0.01$ level.

2.3　可燃物载量预测模型

2.3.1　模型拟合效果

表 4 给出了使用 4 种回归模型建立的可燃物载量预测模型在独立测试集上的性能指标。总体而言，梯度提升模型在草本层和枯落物层预测中表现最优，而 XGBoost 模型在腐殖质层预测中效果最佳。草本层可燃物载量预测中，梯度提升模型表现最佳，其 R^2（0.682 6）最高，RMSE（0.400 6 t/hm^2）和 MAE（0.180 2 t/hm^2）均为最低，表明该模型能够解释近 68% 的变异，且预测最为精准稳健；XGBoost 模型次之（R^2=0.601 9），随机森林表现最差。枯落物层可燃物载量，相较草本层和腐殖质层有更好的预测效果，其梯度提升模型的 R^2 最高，达 0.751 8，RMSE（1.106 3 t/hm^2）和 MAE（0.717 3 t/hm^2）均最低，表明模型能解释约 75% 的变异且误差最小；XGBoost 模型次之（R^2=0.741 3），但两者拟合效果接近，且明显优于随机森林（R^2=0.645 7）与线性回归（R^2=0.555 7）。腐殖质层可燃物载量预测中，XGBoost 表现最好，其 R^2（0.665 5）最高，RMSE（4.452 8 t/hm^2）最低；梯度提升模型表现次之

表 4　不同类型可燃物载量的预测模型

Table 4　Prediction models for fuel loading of various fuel types

目标变量 Target variable	模型 Model	R^2	RMSE / (t·hm^{-2})	MAE / (t·hm^{-2})
草本层可燃物载量 Herb layer fuel loading	梯度提升	0.682 6	0.400 6	0.180 2
	XGBoost	0.601 9	0.448 7	0.198 4
	线性回归	0.494 2	0.505 7	0.262 1
	随机森林	0.449 9	0.527 4	0.271 9
枯落物层可燃物载量 Litter layer fuel loading	梯度提升	0.751 8	1.106 3	0.717 3
	XGBoost	0.741 3	1.129 4	0.750 0
	随机森林	0.645 7	1.321 8	0.969 4
	线性回归	0.555 7	1.480 1	1.147 2
腐殖质层可燃物载量 Humus layer fuel loading	XGBoost	0.665 5	4.452 8	2.263 6
	梯度提升	0.655 2	4.520 7	2.214 4
	随机森林	0.551 0	5.158 4	3.371 5
	线性回归	0.542 3	5.208 4	3.051 8

（R^2=0.655 2），其 MAE（2.214 4 t/hm^2）略低于 XGBoost（2.263 6 t/hm^2）；随机森林回归表现优于线性回归，但明显落后于另外 2 种提升算法。

2.3.2 模型预测精度

图 1 是各模型对 3 类可燃物载量的预测值与实测值 1∶1 散点图。由图 1 可以看出，在草本层，梯度提升与 XGBoost 模型散点分布较为集中，尤其是在可燃物载量较低（小于 2 t/hm^2）的区间内，点群紧邻对角线大致呈对称分布，这与表 4 中两者有较高的 R^2 值相符，都说明了模型的预测精度高、偏差小。相比前两者，随机森林和线性回归模型的点群分布更为离散，高值被低估、低值被高估的情况较多，导致其 R^2 相对较低，模型预测精度明显没有前 2 个模型高。

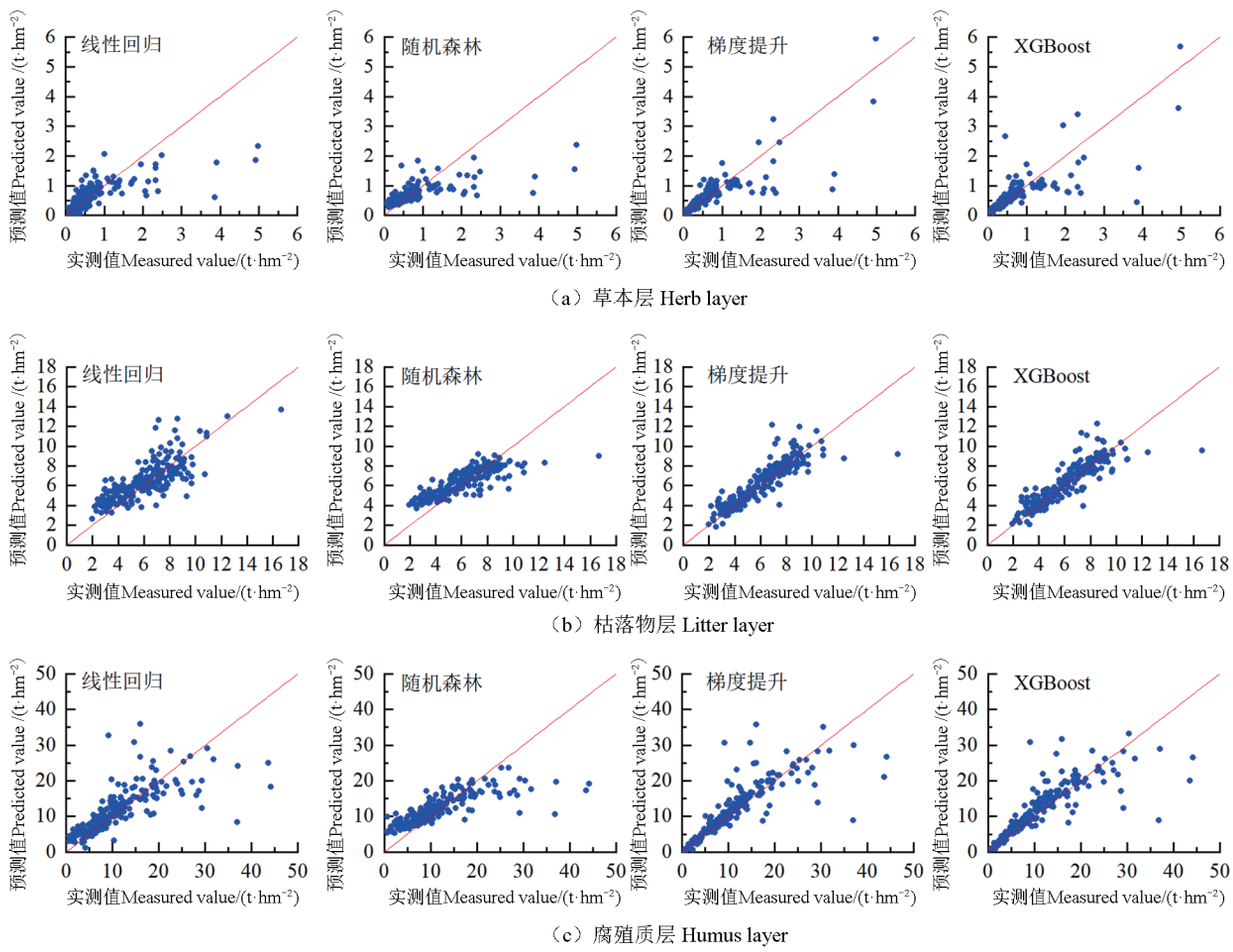


图 1 不同类型可燃物载量预测模型实测值和预测值 1∶1 对比

Fig. 1 Measured versus predicted values of different fuel loading types (1∶1 line)

在枯落物层，所有模型的预测效果均有提高。梯度提升和 XGBoost 模型的大部分点紧邻对角线两侧分布（R^2 分别高达 0.751 8、0.741 3），比草本层和腐殖质层的分布更为紧凑。其随机森林的表现明显优于其在草本层的预测，散点分布较为合理，但在中高值区域的分布仍存在轻微的离散，证明其在该区域预测精度较差。相较而言，线性回归的点分布范围较其他 3 种模型更广，离散程度更大。

在腐殖质层，所有模型的散点在对角线两侧的分布不够紧凑，点群分布范围较草本层和枯落物层均明显变宽，与表 4 中腐殖质层可燃物载量具有相对较低的 R^2 和较高的 RMSE 结果相符。其中，XGBoost 和梯度提升的散点相对而言更为紧凑，且大致以对角线为中心对称分布，表明其预测虽存在误差，但无明显的系统性偏差，预测效果较好。线性回归和随机森林存在更多远离对角线的点，预测精度较前 2 个模型明显变差。

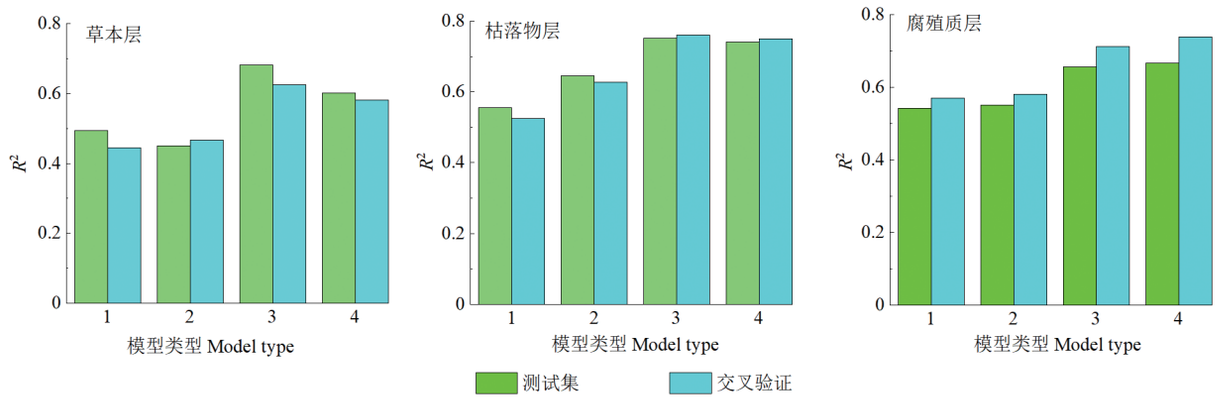
2.3.3 模型泛化能力与稳定性评估

图 2 给出了各预测模型对 3 类可燃物载量的测试集 R^2 和 5 折交叉验证 R^2 均值对比情况。由图 2 可以看出，同一模型的 2 个 R^2 高度接近，由此证明本研究所构建的模型均具有良好的泛化能力和稳定性。

2.3.4 模型特征重要性分析

图 3 展示的是 3 种可燃物类型最佳预测模型中排名前 10 的特征重要性得分。由图 3 可以看出，

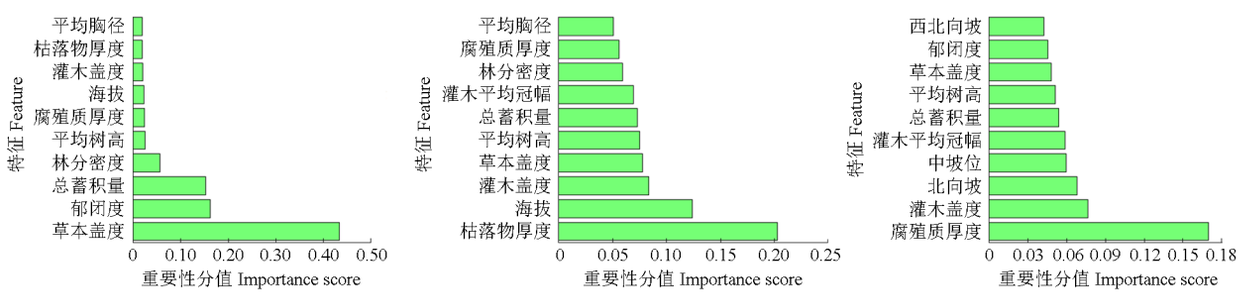
对于草本层的梯度提升模型，草本盖度的重要性分值最高（0.433 7），其次是郁闭度（0.162 0）、总蓄积量（0.152 1）和林分密度（0.055 7）。上述 4 项特征的累计重要性占比达 80.35%，说明该模型主要由这 4 个特征驱动，且相关性分析结果显示，它们均与草本层可燃物载量具有极显著相关性。



1. 线性回归模型；2. 随机森林模型；3. 梯度提升模型；4.XGBoost 模型。
1. Linear regression model; 2. Random forest model; 3. Gradient boosting model; 4. XGBoost model.

图 2　不同模型对地表各类型可燃物载量的预测性能对比

Fig. 2　Comparison of prediction performance of different models for surface fuel loading types



（a）草本层-梯度提升模型 Herb layer-gradient boosting model

（b）枯落物层-梯度提升模型 Litter layer-gradient boosting model

（c）腐殖质层-XGBoost模型 Humus layer-XGBoost model

图 3　3 类可燃物载量最佳预测模型中排名前 10 的特征重要性分值

Fig. 3　Feature importance scores of the top ten predictors from the optimal models for the three surface fuel loading types

对于枯落物层，梯度提升模型识别出的首要影响因子是枯落物厚度（重要性分值为 0.202 2），其次是海拔（0.123 9）。该结果与相关性分析中二者和枯落物层可燃物载量呈极强的正相关关系的结论一致。其余因子的重要性分值均在 0.100 0 以下，且相互间差异较小。可见与草本层单一因子主导不同，枯落物层各因子的重要性分布更为均衡，模型关键驱动因子更多。

对于腐殖质层的 XGBoost 模型，腐殖质厚度的重要性分值最高（0.169 9），与相关性分析中极强的正相关关系相互印证。其余因子重要性分值均在 0.100 0 以下，且差别较小，表明模型受多个关键因子驱动。

值得注意的是，部分排名前 10 的特征在进行相关性分析时却没有表现出相关性。例如，草本层梯度提升模型中的平均树高、灌木盖度、枯落物厚度与平均胸径；枯落物层梯度提升模型中的草本盖度、平均树高、总蓄积量和灌木平均冠幅；腐殖质层 XGBoost 模型中的灌木盖度、草本盖度、郁闭度，以及经分类编码得到的中坡位、北向坡、西北向坡等分类因子。

3　讨论与结论

草本一般具有较高的含水量和较低的干物质含量，燃点相对较高，点燃难度较大，但其密度低，表面积体积比大，干燥后极易引燃，对火灾的初期蔓延具有重要作用 [22]。枯落物结构疏松、水分易流失、含水率低且易燃性高，常被视为林火最危险的引燃物，是林火发生与水平蔓延的关键物质基础 [27]，同时也是林火初期蔓延的主要载体和引燃腐殖质层的重要媒介。腐殖质密度较大，不易被地表火直接引燃，但一旦被点燃，其释放热量大，燃烧持续时间长，易形成地下火，其载量对地下火的发生及火行为特征具有重要影响。地

下火具有隐蔽性极强、持续时间长、温度高等特点，能严重破坏森林生态系统功能[2,5]。本研究表明，湖南省杉木林草本层、枯落物层与腐殖质层可燃物载量之间存在极显著差异（$P < 0.01$）；其平均值由大到小依次为腐殖质层（11.647 t/hm^2）、枯落物层（6.407 t/hm^2）、草本层（0.638 t/hm^2）；三者占可燃物总载量的比例分别为 62.31%、34.28% 和 3.41%。该结果与杨红强等[28]的研究结论相似。腐殖质层可燃物载量占比最高（62.31%），且变化范围极大（0 ～ 44.210 t/hm^2，标准差达 7.784 t/hm^2），揭示其在空间分布上具有高度异质性。该层载量高达 44.210 t/hm^2 的极值表明，部分林分形成了深厚的有机质层，是潜在的地下火或高强度地表火的重大隐患。本研究中枯落物层与草本层可燃物载量最高可分别达 21.110、6.315 t/hm^2，意味着在特定林分中可能形成深厚的、连续分布的易燃层，被引燃的风险极大。

草本层可燃物载量的主导因子分析揭示了光资源竞争的生态学机制。相关性分析中，草本层可燃物载量与草本盖度呈极显著正相关（r=0.673，$P < 0.01$），与郁闭度（r=−0.290）、总蓄积量（r=−0.106）、林分密度（r=−0.240）呈极显著负相关（$P < 0.01$）；特征重要性分析结果表明，以上 4 项因子累计重要性占比达 80.35%，其中草本盖度为绝对主导因子，重要性分值高达 0.433 7。这表明草本自身的覆盖程度直接决定了其生物量积累，林分结构因子则通过影响光照资源分配间接调控草本生长。在杉木林高郁闭度环境中，林冠遮荫导致林下光照不足，多数阳生草本难以生存，进而抑制草本层生物量积累。草本层可燃物载量与海拔呈显著负相关（r=−0.097，$P < 0.05$），反映了海拔升高带来的温度降低、生长季缩短对草本生物量积累的抑制作用。值得注意的是，特征重要性排名前 10 的因子中，平均树高、灌木盖度等在相关性分析中未表现出显著关联，这可能是由于这些因子通过与核心因子的交互作用间接影响草本层生长，而机器学习模型才能捕捉到这种复杂的非线性关系[22]。

枯落物层可燃物载量受凋落物输入与分解过程的双重调控。枯落物厚度与枯落物层可燃物载量强正相关（r=0.657，$P < 0.01$），同时枯落物厚度的特征重要性分值达到 0.202 2，为所有变量中最高，这一结果直观表明枯落物厚度能够较好地表征枯落物层可燃物载量水平。海拔（r=0.098，$P < 0.01$）和坡位（r=−0.119，$P < 0.01$）对枯落物层可燃物载量的极显著影响，揭示了地形通过微气候与土壤条件间接调控枯落物分解速率的机制：高海拔上坡位立地气温较低、湿度较大，微生物活性弱，凋落物分解慢，有利于载量累积。郁闭度（r=0.136，$P < 0.01$）与灌木盖度（r=0.261，$P < 0.01$）的正效应，则体现了林分结构对凋落物输入量的贡献，即乔木与灌木冠层越发达，年凋落物产量越高。特征重要性分析中，这些因子贡献相对均衡（重要性分值 0.05 ～ 0.12），说明枯落物层可燃物载量是林分结构、地形、微环境等多尺度因子协同作用的系统产出，而非由单一因子主导，这为采用综合经营措施（如间伐调控郁闭度、凋落物清理等）提供了理论依据。

腐殖质厚度与腐殖层可燃物载量具有极强相关性（r=0.780，$P < 0.01$），且在 XGBoost 模型中腐殖质厚度重要性分值最大（0.169 9），表明腐殖质厚度可在一定程度上反映其载量累积情况。海拔越高腐殖层可燃物载量越大（r=0.167，$P < 0.01$），这可能是由于高海拔地区气温较低，土壤微生物活性显著减弱，有机质分解速率慢于低海拔区，凋落物分解不完全，半分解的有机残体积累量增加，形成更厚的腐殖质层。另外，高海拔地区人为活动少，腐殖质由于人为扰动造成的损失小，更有利于腐殖质的积累。腐殖层可燃物载量与平均树高（r=0.166）、平均胸径（r=0.123）和总蓄积量（r=0.180）呈极显著正相关（$P < 0.01$），表明杉木树高和胸径越大、总蓄积量越高的林分生长越旺盛，历史凋落物输入量越大，经长期分解转化形成的腐殖质层越深厚。特征重要性分析中，除腐殖质厚度外，其余因子重要性分值均低于且接近 0.100 0，说明腐殖质层积累是多因子长期作用的综合结果。模型通过集成多个弱相关因子的非线性组合实现预测，这也是 XGBoost 在处理高维稀疏数据时的优势体现。

梯度提升模型与 XGBoost 模型在预测 3 类可燃物载量时均明显优于线性回归模型和随机森林模型。梯度提升模型在草本层（R^2=0.682 6）和枯落物层（R^2=0.751 8）表现最优，可能得益于其对低维特征和非线性关系的良好拟合能力。XGBoost 模型在腐殖质层效果最佳（R^2=0.665 5），这可能与其正则化机制和处理高维稀疏数据的优势有关；腐殖质层受多环境因子长期共同作用，特征间存在复杂交互效应，而 XGBoost 的正则化与列采样机制能有效抑制模型过拟合，提升泛化性能。特征重要性分析不仅验证了相关性分析识别出的关键因子（如草本盖度、枯落物厚度、腐殖质厚度），还揭示了更多潜在的重要预测变量，为理

解可燃物载量的驱动因素提供了更全面的视角。模型的良好泛化能力（测试集与 5 折交叉验证发现其 R^2 高度接近）表明，基于大量样地（702 个）的静态林分因子和地形因子构建的预测框架具有较好的稳定性和外推潜力。尽管梯度提升模型与 XGBoost 模型整体表现优异，但在极端高值区域的预测仍存在一定偏差，存在高值被低估的现象。这可能是因为模型尚未纳入局部微环境因子（如历史经营干扰、土壤含水率、微生物活性等）且极端值样本数量较少，导致其难以精准拟合出高值区间的可燃物载量分布规律。

本研究阐明了湖南省杉木林地表可燃物载量分布格局及其主要影响因子，基于 702 块标准样地观测数据建立了机器学习预测模型（随机森林、梯度提升、XGBoost）和传统统计计量模型（线性回归）。梯度提升模型和 XGBoost 模型精度高、稳定性强，可为杉木林区可燃物动态监测、火险精准区划及科学防火决策提供技术支撑，对南方相似林区具有参考借鉴价值。当然，本研究尚存在一定局限性。模型输入变量主要为静态调查因子，未能纳入气象、土壤性质及人为干扰（如经营强度）等动态或微环境变量，这在一定程度上限制了该模型对可燃物载量的解释力。本研究区域主要集中在湖南省，未涵盖杉木分布区的其他气候带（如南亚热带、北亚热带边缘区）或不同地质区（如石灰岩山区），模型在向其他区域外推时需谨慎，建议结合当地数据对模型参数进行校正。未来可进一步整合气象、土壤等因子，结合时序遥感数据、高分辨率地形指数及长期气候数据，构建更具动态性和区域适应性的预测模型，以提升模型的泛化能力与火险预警精度。同时，未来可将本研究构建的可燃物载量预测模型与火行为模型耦合，直接服务于区域性的林火风险预警与可燃物管理决策支持系统。

参考文献：

[1] 韩喜越 , 王晓迪 , 崔晨曦 , 等 . 内蒙古大兴安岭根河林业局主要可燃物类型地表细小可燃物特征及其影响因素 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2023,43(12):94-103.
Han X Y, Wang X D, Cui C X, et al. Characteristics and influencing factors of surface fine fuels of main fuel types in Genhe Forestry Bureau, Daxing'anling mountains of Inner Mongolia[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2023,43(12):94-103.

[2] 彭徐剑 , 张运林 . 大娄山典型林分腐殖质载量及其影响因素 [J]. 东北林业大学学报 ,2024,52(1):74-77,97.
Peng X J, Zhang Y L. Humus load of typical forest stands in Dalou mountain and its influencing factors[J]. Journal of Northeast Forestry University,2024,52(1):74-77,97.

[3] 董奎 , 谭本会 , 余斌 . 联合 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据的森林可燃物载量反演研究 [J]. 贵州工程应用技术学院学报 , 2023,41(3):58-66.
Dong K, Tan B H, Yu B. Estimation of forest fuel load combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 data[J]. Journal of Guizhou University of Engineering Science,2023,41(3):58-66.

[4] 王坚 . 北京十三陵林场可燃物载量调查及其燃烧性分析 [D]. 北京 : 北京林业大学 ,2018:7.
Wang J. The combustibility on major forest types of Beijing Ming dynasty tombs tree farm[D]. Beijing: Beijing Forestry University,2018:7.

[5] 王康锋 , 罗永忠 . 陇南市主要林型可燃物载量与环境因子的关系 [J]. 森林与环境学报 ,2023,43(6):651-658.
Wang K F, Luo Y Z. Relationship between the fuel load and environmental factors of the main forest types in Longnan City[J]. Journal of Forest and Environment,2023,43(6):651-658.

[6] 陈宏伟 , 常禹 , 胡远满 , 等 . 大兴安岭呼中林区森林死可燃物载量及其影响因子 [J]. 生态学杂志 ,2008,27(1):50-55.
Chen H W, Chang Y, Hu Y M, et al. Load of forest surface dead fuel in Huzhong area of Daxing'anling mountains and relevant affecting factors[J]. Chinese Journal of Ecology,2008, 27(1):50-55.

[7] 鲜明睿 , 党巍 , 代斌 , 等 . 川西南云南松林可燃物载量模型及其影响因素研究 [J]. 林业资源管理 ,2023(2):64-69.
Xian M R, Dang W, Dai B, et al. Study on fuel loads models of *Pinus yunnanensis* in the southwest of Sichuan and the impact factors[J]. Forest Resources Management,2023(2):64-69.

[8] 盛锋雷 , 刁军 , 王柏昌 , 等 . 上海市不同林分型乔木层可燃物载量模型研究 [J]. 广西林业科学 ,2023,52(3):384-393.
Sheng F L, Diao J, Wang B C, et al. Study on fuel load models of arbor layers in different stand types in Shanghai[J]. Guangxi Forestry Science,2023,52(3):384-393.

[9] 贺红士 , 常禹 , 胡远满 , 等 . 森林可燃物及其管理的研究进展与展望 [J]. 植物生态学报 ,2010,34(6):741-752.
He H S, Chang Y, Hu Y M, et al. Contemporary studies and future perspectives of forest fuel and fuel management[J]. Chinese Journal of Plant Ecology,2010,34(6):741-752.

[10] 雷相东 . 机器学习算法在森林生长收获预估中的应用 [J]. 北京林业大学学报 ,2019,41(12):23-36.
Lei X D. Applications of machine learning algorithms in forest growth and yield prediction[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2019,41(12):23-36.

[11] Rothermel R C, Philpot C W. Predicting changes in chaparral

flammability[J]. Journal of Forestry,1973,71(10):640-643.

[12] 单延龙 , 张敏 , 胡海清 . 大兴安岭地区樟子松林地表可燃物模型 [J]. 东北林业大学学报 ,2005,33(2):74-75,97.
Shan Y L, Zhang M, Hu H Q. Models for surface fuels of *Pinus sylvestris* var. *mongolica* forests in Daxing'anling region[J]. Journal of Northeast Forestry University,2005,33(2):74-75,97.

[13] 张敏 , 刘东明 . 长白山林区落叶松林可燃物模型及火行为状况 [J]. 自然灾害学报 ,2007,16(2):127-132.
Zhang M, Liu D M. Fire behavior model and situation of *Larix olgensis* combustibles in forest zone of Changbai mountain[J]. Journal of Natural Disasters,2007,16(2):127-132.

[14] 梁瀛 , 李吉玫 , 赵凤君 , 等 . 天山中部天山云杉林地表可燃物载量及其影响因素 [J]. 林业科学 ,2017,53(12):153-160.
Liang Y, Li J M, Zhao F J, et al. Surface fuel loads of Tianshan spruce forests in the central Tianshan mountains and the impact factors[J]. Scientia Silvae Sinicae,2017,53(12):153-160.

[15] 鲁雅楠 , 黄海霞 , 马立鹏 , 等 . 云杉和冷杉林可燃物载量特征及影响因素分析 [J]. 甘肃农业大学学报 ,2025,60(5):183-191.
Lu Y N, Huang H X, Ma L P, et al. Fuel load characteristics and influencing factors of *Picea asperata* and *Abies fabri* forests[J]. Journal of Gansu Agricultural University,2025,60(5):183-191.

[16] 吴一村 . 歙县主要森林类型地表可燃物载量及其影响因子 [D]. 合肥 : 安徽农业大学 ,2022:17-18.
Wu Y C. Surface fuel load of main forest types and its influencing factors in Shexian County[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2022:17-18.

[17] 刘讯 , 黄韵 , 丁波 , 等 . 大娄山典型林分地表细小死可燃物载量影响因子研究 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2023,43(8):9-16.
Liu X, Huang Y, Ding B, et al. Influencing factors of surface fine dead fuel loading in typical forest stands of Dalou Mountain[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2023,43(8):9-16.

[18] 吴志伟 , 贺红士 , 刘晓梅 , 等 . 丰林保护区地表森林死可燃物载量与环境因子的关系 [J]. 东北林业大学学报 ,2011,39(3):52-55.
Wu Z W, He H S, Liu X M, et al. Relationship between loading of dead forest fuels in surface soil and environmental factors in Fenglin nature reserve[J]. Journal of Northeast Forestry University,2011,39(3):52-55.

[19] 巫清芸 , 吴志伟 ,KEANE R E, 等 . 赣南地区森林地表死可燃物载量与环境因子的关系 [J]. 应用生态学报 ,2022,33(6):1539-1546.
Wu Q Y, Wu Z W, Keane R E, et al. Relationship between surface dead fuel loadings and environmental factors in southern Jiangxi, China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022,33(6):1539-1546.

[20] 王洪荣 , 马诚 , 张文 , 等 . 四川省云杉和冷杉林可燃物载量特征及估测模型 [J]. 陆地生态系统与保护学报 ,2025,5(3):43-52.
Wang H R, Ma C, Zhang W, et al. The characteristics and prediction models of fuel load in *Picea asperata* and *Abies fabri* forests of Sichuan Province[J]. Terrestrial Ecosystem and Conservation,2025,5(3):43-52.

[21] 刘世好 , 胡稳 , 杨旸谷 , 等 . 基于随机森林模型的地表细小死可燃物载量估算 [J]. 浙江农林大学学报 ,2025,42(2):312-320.
Liu S H, Hu W, Yang Y G, et al. Estimation of fine dead fuel load based on random forest model[J]. Journal of Zhejiang A & F University,2025, 42(2):312-320.

[22] 周钊 . 怀化市森林可燃物载量的影响因素与预测模型研究 [D]. 长沙 : 中南林业科技大学 ,2025:40-49.
Zhou Z. Study on influencing factors and predictive models of forest fuel load in Huaihua City[D]. Changsha: Central South University of Forestry & Technology,2025:40-49.

[23] 王忆文 , 索奥丽 , 高钰 , 等 . 四川西昌云南松林地表可燃物载量及影响因素研究 [J]. 北京林业大学学报 ,2023,45(10):100-108.
Wang Y W, Suo A L, Gao Y, et al. Surface fuel load and influencing factors of *Pinus yunnanensis* forest in Xichang City, Sichuan Province of southwestern China[J]. Journal of Beijing Forestry University,2023,45(10):100-108.

[24] 湖南省林业局 . 湖南省二〇二〇年度森林资源统计年报 [R]. 长沙 : 湖南省林业局 ,2021:5-6.
Hunan Provincial Forestry Bureau. Annual statistical report of forest resources in Hunan Province for 2020[R]. Changsha: Hunan Provincial Forestry Bureau,2021:5-6.

[25] FXPC/LCF-01 森林可燃物标准地调查技术规程 [S].
FXPC/LCF-01 Technical code for sample plot survey of forest fuel[S].

[26] 湖南省林业局 . 湖南省森林火灾风险普查操作细则 [R]. 长沙 : 湖南省林业局 ,2021:27-33.
Hunan Provincial Forestry Bureau. Operational guidelines for forest fire risk survey in Hunan Province[R]. Changsha: Hunan Provincial Forestry Bureau,2021:27-33.

[27] 胡海清 . 林火生态与管理 [M]. 北京 : 中国林业出版社 ,2005:37-40.
Hu H Q. Forest fire ecology and management[M]. Beijing: China Forestry Publishing House,2005:37-40.

[28] 杨红强 , 黄海霞 , 刘娴静 , 等 . 庆阳市主要林分林下可燃物载量分布特征及其影响因素 [J]. 林业建设 ,2025,43(1):47-54.
Yang H Q, Huang H X, Liu X J, et al. Distribution characteristics and impacting factors on fuel load under main forest types in Qingyang City[J]. Forestry Construction,2025,43(1):47-54.

[本文编校：张雨朦]