

引用格式: 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(X): 1-9. LIU Shihao, HU Wen, YANG Yanggu, et al. Estimation of fine dead fuel load based on Random Forest Model[J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2025, 42(X): 1-9.

基于随机森林模型的地表细小死可燃物载量估算

刘世好¹, 胡 稳², 杨旸谷³, 阳胜男¹, 徐 云¹, 张家阳¹

(1. 国家林业和草原局 中南调查规划院, 湖南长沙 410014; 2. 湖南农业大学 环境与生态学院, 湖南长沙 410125; 3. 长沙中南林业调查规划设计有限公司, 湖南长沙 410014)

摘要: 【目的】研究地表细小死可燃物载量估算方法及空间分布。【方法】基于遥感数据、野外样地调查结果, 通过随机森林模型, 估算湖南省安化县 172 个乔木林和竹林标准地的地表细小死可燃物载量, 并分析各因子在估算过程中的重要性。【结果】①随机森林模型对地表细小死可燃物载量的估算精度较高, 在训练集和验证集上的决定系数 (R^2) 分别为 0.930 和 0.724, 均方根误差分别为 0.262 3 和 0.416 6 $t \cdot hm^{-2}$, 均通过了 0.01 水平的置信度检验。②估算过程中各因子的重要性存在显著差异, 重要性指数排名从大到小依次为植被类型因子 (39.95%)、林分因子 (7.23%)、地形因子 (3.91%)、光谱特征指数因子 (3.82%)。③安化县地表细小死可燃物载量为 1.18~6.19 $t \cdot hm^{-2}$, 高可燃物载量的区域集中于江南镇、田庄乡、马路镇、烟溪镇、乐安镇、梅城镇和滔溪镇。【结论】总体而言, 随机森林模型可较好地应用于地表细小死可燃物载量估算, 可为区域森林管理和保护, 以及减少林火风险提供可靠方法。图 4 表 2 参 31

关键词: 随机森林模型; 地表细小死可燃物; 可燃物载量; 林分因子; Sentinel-2A; 森林火灾

中图分类号: S771.8; S762.2 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2025)00-0001-09

Estimation of fine dead fuel load based on Random Forest Model

LIU Shihao¹, HU Wen², YANG Yanggu³, YANG Shengnan¹, XU Yun¹, ZHANG Jiayang¹

(1. Central South Academy of Inventory and Planning of National Forestry and Grassland Administration, Changsha 410014, Hunan, China; 2. College of Environment and Ecology, Hunan Agricultural University, Changsha 410125, Hunan, China; 3. Changsha Central South Forestry Investigation, Planning and Design Co. Ltd., Changsha 410014, Hunan, China)

Abstract: [Objective] The objective is to study the estimation method and spatial distribution of fine dead fuel load on the ground surface. [Method] Based on remote sensing data and field survey results, a Random Forest Model was employed to estimate the land surface fine dead fuel load in 172 standard plots of arboreal forests and bamboo forests in Anhua County, Hunan Province, and the importance of each factor in the estimation process was analyzed. [Result] (1) The Random Forest Model had high accuracy in estimating the surface fine dead fuel load. The determination coefficients (R^2) on the training set and validation set were 0.930 and 0.724 respectively, and the root mean square errors were 0.2623 and 0.4166 $t \cdot hm^{-2}$ respectively, both of which passed the confidence test at 0.01 level. (2) There were significant differences in the importance of each factor in the estimation process, and the importance index ranking from the largest to the smallest was vegetation type factor (39.95%), stand factor (7.23%), terrain factor (3.91%) and spectral feature index factor (3.82%). (3) The surface fine dead fuel load in Anhua County was 1.18–6.19 $t \cdot hm^{-2}$, and the areas with high fuel load were

收稿日期: 2024-06-05; 修回日期: 2024-11-26

基金项目: 湖南省科技厅重点研发项目 (2022NK2045)

作者简介: 刘世好 (ORCID: 0009-0007-0342-8853), 高级工程师, 从事林业调查规划研究。E-mail: 13973130585@189.cn。通信作者: 胡稳 (ORCID: 0009-0003-1252-4784), 博士研究生, 从事农业固废资源化利用研究。E-mail: 352910961@qq.com

mainly concentrated in Jiangnan Town, Tianzhuang Township, Malu Town, Yanxi Town, Le'an Town, Meicheng Town, and Taoxi Town. [Conclusion] The Random Forest Model can be well applied to estimate the surface fine dead fuel load, and can provide a reliable method for regional forest management and conservation, as well as for forest fire risk mitigation. [Ch, 4 fig. 2 tab. 31 ref.]

Key words: Random Forest Model; fine dead fuel on the surface; fuel load; forest stand factor; Sentinel-2A; forest fire

森林可燃物是森林火灾发生的物质基础, 地表细小死可燃物是森林可燃物的重要组成部分, 对区域火势蔓延影响极大。干燥季节时, 地表细小死可燃物含水量较低, 易燃性较高^[1]。地表细小死可燃物包括凋落物 1 (直径 <0.6 cm 的小枝、叶和杂草) 和凋落物 2 (直径 ≥ 0.6 cm, 但 <2.5 cm 的小枝), 往往是森林火灾发生时最先被引燃的部分, 其累积可导致更高的火强度^[2], 增加树冠层火灾风险^[3], 提高树木受损和死亡的可能性, 威胁区域生态安全, 带来严重的经济后果。探索科学有效且易于推广使用的方法, 准确估算地表细小死可燃物载量及空间分布, 对区域森林防火和林火管理具有重要意义。

由于岩石、地貌、气候、水、土壤等地理要素的差异性, 森林群落的多样性和复杂性, 自然和人为干扰等因素影响^[4], 地表细小死可燃物载量呈现出显著的空间分异, 其估算一直是森林火灾研究的重点和难点, 因此, 选择合适的算法, 构建地表细小死可燃物载量与影响因子之间的高精度模型至关重要。已有的研究中, 统计回归模型^[5-6]被广泛应用, 可以在驱动因子与地表细小死可燃物载量之间建立线性关系, 计算简单易行, 然而并不能有效描述驱动因子和估算结果之间的非线性关系^[7]。机器学习模型采用“端对端”的特征学习, 通过多层处理机制解释数据中的非线性问题, 能够从大量训练集中自动学习全局特征, 高精度挖掘数据关联^[8], 相较于统计回归模型拥有更强的非线性估算能力。当前, 随机森林等机器学习算法具有可调参数少、速度快、效率高, 能够对变量重要性进行计算和排序等优点^[9], 在森林生物量^[10]和森林冠层水分估算^[11], 以及森林火灾风险评估^[12]等研究中成功得到应用, 而在地表细小死可燃物载量估算方面的应用较少。由于数据获取的便利性、强大的计算能力, 以及模型的发展进步, 预计机器学习算法将更加广泛地被应用于有关森林火灾的研究。此外, 机器学习算法有许多可调整的参数, 这些参数对模型敏感性的提升非常重要^[13]。

湖南省安化县是典型的亚热带常绿阔叶林分布地区, 森林资源丰富, 森林覆盖率达 77%, 森林火灾频发, 是第 1 次全国自然灾害风险普查(森林和草原火灾风险普查)国家级试点县。本研究通过野外样地调查与遥感数据相结合, 综合考虑地形、森林结构、植被类型、遥感光谱指数等因子, 采用随机森林算法, 估算安化县地表细小死可燃物载量及其空间分布。目标包括: (1) 验证随机森林算法估计地表细小死可燃物载量的能力; (2) 探索估算过程中各种因素的重要性; (3) 绘制研究区域地表细小死可燃物载量的空间分布。这有助于为区域森林管理和养护提供可靠的方法, 并减少野火的风险。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

安化县位于湖南省益阳市(28°13'~28°32'N, 111°02'~111°22'E), 地处湘中偏北, 雪峰山脉北段主干带, 资水中游, 属亚热带季风湿润气候区, 雨水充沛, 年平均降水量为 1 622.0 mm, 年平均气温为 16.2 ℃。区域内地形地貌多样, 以山地为主, 是典型的山区县、库区县, 地势从西向东倾斜; 森林资源丰富, 主要植被类型有杉木 *Cunninghamia lanceolata* 林、马尾松 *Pinus massoniana* 林、竹林和阔叶混交林等, 是典型的亚热带常绿阔叶林带。

1.2 数据来源

本研究中的地形因子、林分因子和植被类型因子数据通过野外样地调查获取, 可燃物载量数据通过实验室测定获取, 光谱特征指数因子通过 Sentinel-2A 卫星数据获取。

1.2.1 样地因子获取 于 2021 年 3—4 月防火期内, 按照《湖南省森林火灾风险普查操作细则》和《湖南省森林可燃物标准地(大样地)调查布点方案》, 在湖南省安化县范围内分层布设 172 个乔木林和竹林标

准地，标准地为 666.7 m²(25.82 m×25.82 m) 的正方形。实地分别记录样地地形因子 (高程、坡度、坡位、坡向)、林分因子 (起源、郁闭度、龄组、林分密度、平均树高、平均胸径)，以及植被类型因子 (植被类型)。

1.2.2 光谱特征指数因子获取 为了丰富地表细小死可燃物载量估算因子，提高估算精度，本研究通过 Google Earth Engine 平台，选择使用 Sentinel-2A 卫星数据计算几种常用的光谱特征指数，包括归一化植被指数 (NDVI)、比值植被指数 (RVI)、调节土壤的植被指数 (SAVI)、增强型植被指数 (EVI)、差值植被指数 (DVI)、水分胁迫指数 (MSI)、归一化水指数 (NDWI)、干度指数 (NDBSI)、热度指数 (LST) 等。对所有变量进行归一化处理，统一量纲。

1.3 数据分析

1.3.1 可燃物载量测算 在标准地中如图 1 设置 5 个 2 m×2 m 的灌木层样方，在灌木层样方中布设 1 m×1 m 样方，开展地表细小死可燃物调查。用耙子收集样方内全部凋落物，包括各种枯枝、叶、果、枯草、半分解部分等枯死混合物，剔除其中石砾、土块等非有机物质。分别选取凋落物 1 (直径<0.6 cm)、凋落物 2 (0.6 cm≤直径<2.5 cm) 各 200 g 左右，装入样品袋中，贴上标签，写明样品编号，送至实验室 85 °C 恒温下烘烤。隔 2 h 称样品质量 1 次，当最近 2 次质量相对误差≤1.0% 时，停止烘烤，将样品取出放入玻璃干燥器皿内冷却至室温再称其干质量，作为最终干质量。最后，获取样品干鲜比。地表细小死可燃物载量 (W) 的计算公式为：

$$W = \left(\frac{W_n \times P}{n \times S} \right) \times 10\,000. \quad (1)$$

式 (1) 中： W_n 为 1 个样地中 n 个小样方凋落物 1 和凋落物 2 样品总鲜质量 (g)； P 为干鲜比 (%)； S 为样方面积 (m²)。

1.3.2 随机森林模型 随机森林模型最早是由 BREIMAN^[14] 提出的一种基于决策树的机器学习算法，在处理多重共线性变量或非平衡数据时能够得到精度较高的预测结果^[15]，不仅可以用于聚类和判别分析，还可以用来进行回归分析以探究影响因子的重要性。该模型利用 Bootstrap 重抽样技术，从原始样本集 T 中重复随机抽取 N 个样本 (一般为总样本量的 2/3)，并生成新的训练样本集，剩下未被抽取的数据作为随机森林模型的验证样本集，产生一系列具有差异性的决策树模型，通过使用投票或者取平均值的组合策略得到随机森林。

为保证建立的模型性能优良，模型对于地表细小死可燃物载量估算的适应程度高，需要开展模型参数调整工作。对于随机森林模型来说，森林中决策树的数量 (n) 和每次随机抽取的变量个数 (m) 是非常重要的 2 个参数。本研究将数据集按照 7:3 的比例分为训练集和测试集，即利用 120 个样方数据组成样本数据集对模型进行建模，使用 52 个样方数据组成测试数据集评估拟合精度，评估过程与训练过程同时进行。为了探索 n 和 m 对训练过程的影响，以有序递增的方式将 n 的取值范围设置在 1 000 以内，并将 m 的取值范围限定为 2~5。

本研究采用 ArcGIS Pro 3.0.1 软件中的“基于森林的分类与回归”模块，进行随机森林模型的训练和估算。在随机森林模型中，估算因子的重要性通过均方误差增加百分比^[16] 衡量。该方法对每个估算因子随机赋值，如果该估算因子更为重要，被随机替换后模型预测的误差会更大，变量具有更高的预测能力。

1.3.3 估算因子筛选 本研究从地形因子、林分因子、植被类型因子和光谱特征指数因子中筛选随机森林模型的估算因子。为了消除多重线性，提高模型效率，采用 SPSS 22 进行 Pearson 相关性分析，对地形因子、林分因子、植被类型因子和光谱特征指数因子进行筛选^[17]。由于 Pearson 相关系数适用于度量连续型变量的相关程度，因此对起源、龄组、坡位、坡向和植被类型等因子按照表 1 所示属性进行赋值。

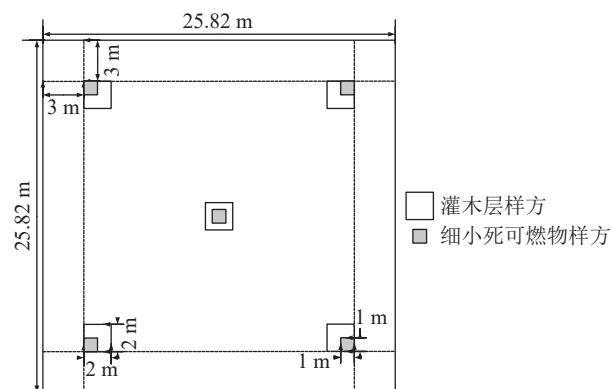


图 1 样方设置方式

Figure 1 Sample quadrat setting method

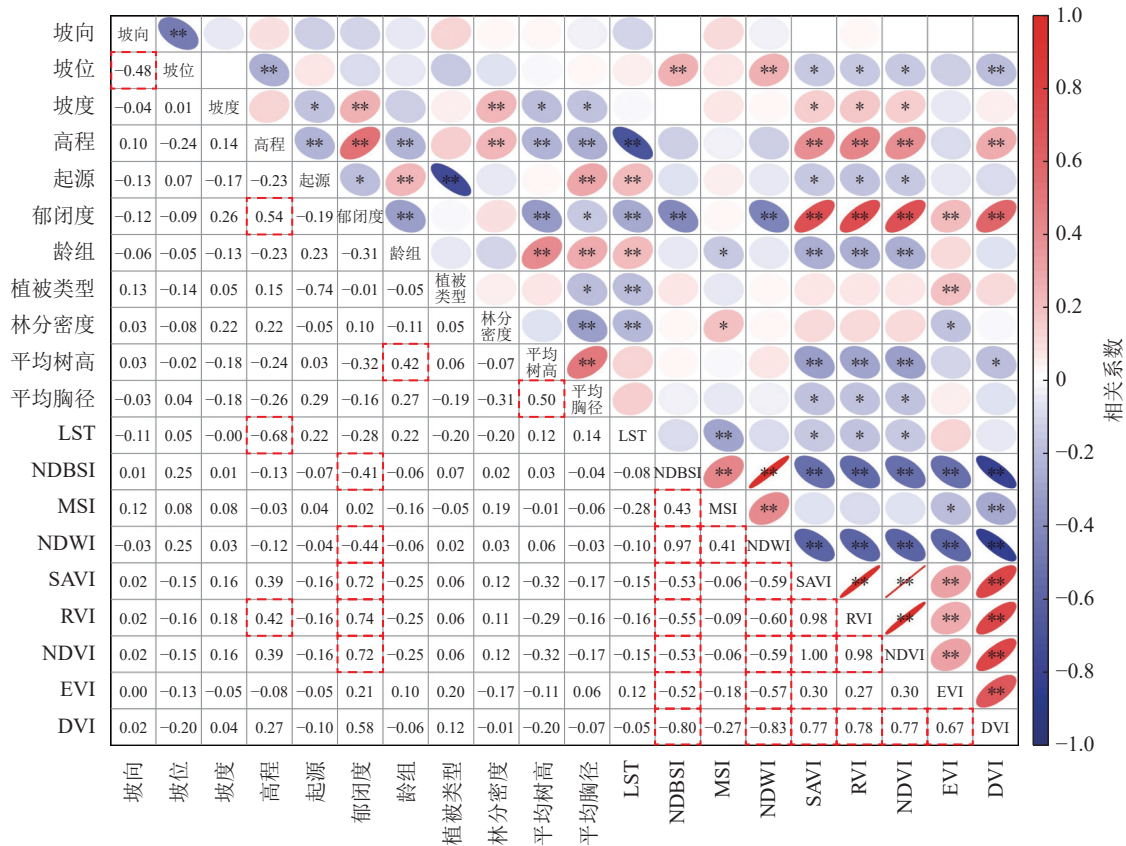
表1 样地调查的部分因子及其赋值

Table 1 Partial sample site survey factor assignment

起源		龄组		坡向		坡位		植被类型	
属性	值	属性	值	属性	值	属性	值	属性	值
天然林	1	幼龄林, 幼龄竹	1	北	1	脊背	1	暖性针叶林	1
人工林	2	中龄林	2	东北	2	上坡	2	落叶阔叶林	2
		近熟林, 壮龄竹	3	东	3	中坡	3	常绿阔叶林	3
		成熟林, 过熟林	4	东南	4	下坡	4	常绿、落叶阔叶混交林	4
		老龄竹		南	5	山谷	5	竹林	5
				西南	6				
		西	7						
		西北	8						
				无坡	9				

说明: 植被类型参考《中国植被》分类系统进行分类。

本研究认定因子间相关系数绝对值 >0.4 , 且 $P<0.01$ 为强相关, 由此剔除部分因子, 其余因子间相关系数绝对值 ≤ 0.4 或 $P\geq 0.01$, 说明独立性较强^[17]。依据以上原则, 在林分因子中选择起源、龄组、林分密度和平均胸径作为估算因子; 在地形因子中选择坡位、坡度作为估算因子; 在植被类型因子中选择植被类型作为估算因子; 在光谱特征指数因子中选择热度指数(LST)、水分胁迫指数(MSI)、归一化植被指数(NDVI)和增强型植被指数(EVI)作为估算因子, 估算安化县地表细小死可燃物载量。Pearson相关性分析结果如图2所示。



*表示 $P<0.05$, **表示 $P<0.01$; 红色方框为绝对值大于0.4, 且 $P<0.01$ 的相关系数。LST. 热度指数; NDBSI. 干度指数; MSI. 水分胁迫指数; NDWI. 归一化水指数; SAVI. 调节土壤的植被指数; RVI. 比值植被指数; NDVI. 归一化植被指数; EVI. 增强型植被指数; DVI. 差值植被指数。

图2 Pearson 相关系数计算结果
Figure 2 Pearson correlation analysis results

2 结果与分析

2.1 可燃物载量估算模型构建

2.1.1 训练样本的参数确定 图 3 为随机森林算法的 n 与袋外数据 (OOB) 误差的关系。经过对多种回归模型进行评估后, 选择幂函数模型拟合其变化趋势。可以看出 m 的取值影响随机森林的收敛速度以及稳定程度, 直接影响了模型的训练质量。当 m 取值为 2 时 (图 3A), OOB 误差在 n 为 180 时接近收敛, 稳定在接近 $0.004 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 的水平; 当 m 取值为 3 或 4 时 (图 3B 和 C), OOB 误差在快速收敛后, 在 $0.003 \sim 0.004 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 处于一定程度的震动; 当 m 取值为 5 时 (图 3D), OOB 误差在 n 为 220 时接近收敛, 稳定在接近 $0.003 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 的水平。一味地增加决策树的数量并不能使预测最优, 应该结合 OOB 误差变化趋势及其波动情况, 综合考虑模型的复杂程度。为了保证预测结果的可靠性, 本研究最终确定将 n 和 m 的值分别设置为 400 和 5。

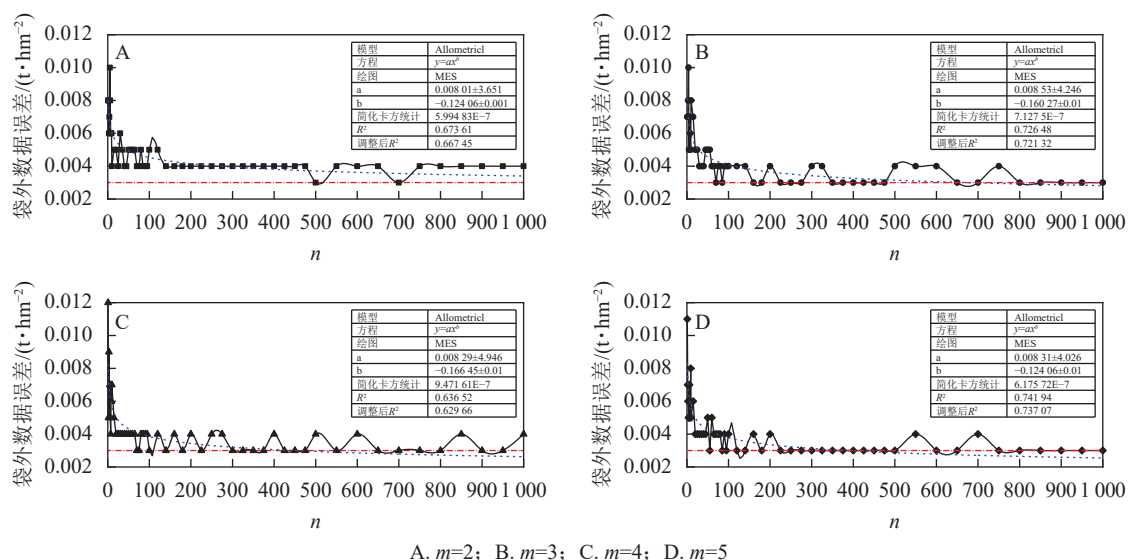


图 3 随机森林袋外数据 (OOB) 误差曲线
Figure 3 Out of Bag (OOB) error curves of the Random Forest Model

2.1.2 精度测算 利用得到的参数设置模型, 对训练集进行判定, 并对测试集进行预测, 结果如表 2 所示。在训练集上, 决定系数 (R^2) 为 0.930, 置信度超过 0.01 水平, 均方根误差为 $0.262 3 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$; 在测试集上, R^2 为 0.724, 置信度超过 0.01 水平, 均方根误差为 $0.416 6 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。结果表明: 随机森林模型在地表细小死可燃物载量估算方面具有较好的性能, 抗过拟合能力强, 也说明随机森林模型的有效性。综上所述, 随机森林模型可较好地应用于地表细小死可燃物载量估算。

2.2 估算因子重要性

本研究采用均方误差增加百分比 (%) 对森林地表细小死可燃物载量估算因子重要性进行评价。结果表明: 植被类型是影响安化县地表细小死可燃物载量估算的最重要因子, 其均方误差增加百分比为 39.95%, 其次为平均胸径、龄组、起源, 其重要性得分分别为 10.33%、7.20%、7.09%; 光谱特征指数因子 [热度指数 (4.31%)、归一化植被指数 (4.28%)、水分胁迫指数 (3.38%) 和增强型植被指数 (3.29%)]、地形因子 [坡位 (4.60%)、坡度 (3.21%) 和林分密度 (4.29%)] 的均方误差增加百分比比较小, 均小于 5.00%。地表细小死可燃物载量各估算因子按类型分组的重要性指数平均值从大到小依次为植被类型因子 (39.95%)、林分因子 (7.23%)、地形因子 (3.91%)、光谱特征指数因子 (3.82%)。

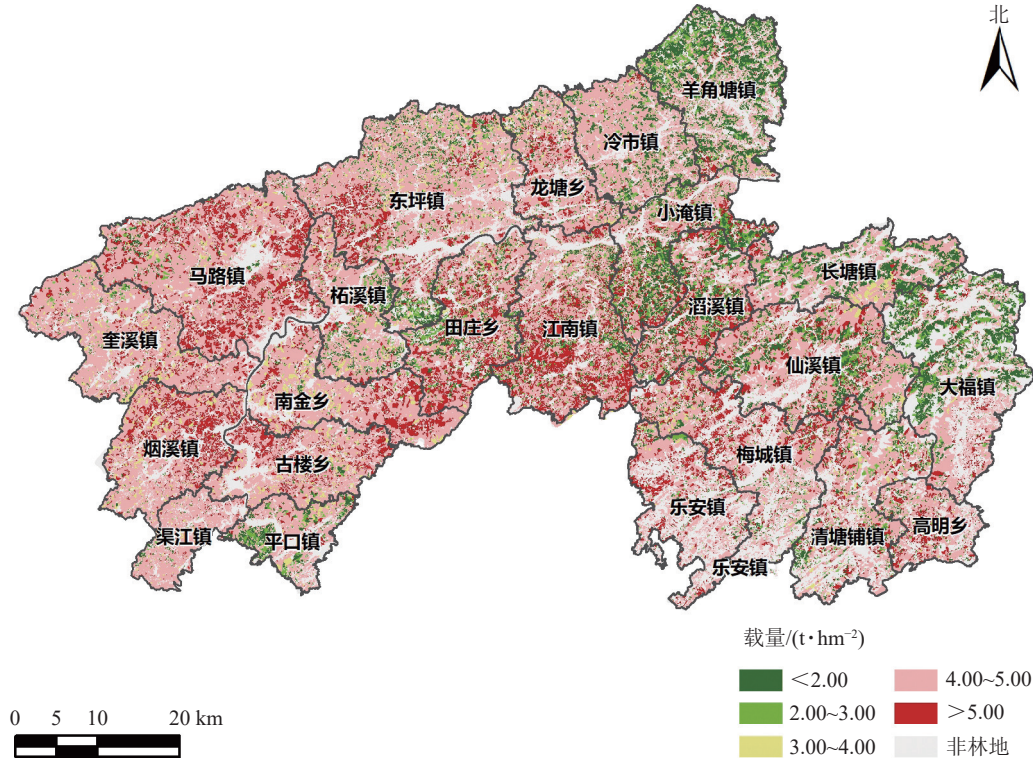
2.3 地表细小死可燃物载量空间分布

利用得到的参数确定最佳模型的均方根误差和决定系数对安化县地表细小死可燃物载量进行估算和

表 2 随机森林模型精度统计

Table 2 Accuracy statistics of the Random Forest Model			
性能度量指标	R^2	P	均方根误差/($\text{t} \cdot \text{hm}^{-2}$)
训练集	0.930	<0.01	0.262 3
测试集	0.724	<0.01	0.416 6

绘制(图4)。由图4可知:安化县地表细小死可燃物载量为 $1.18\sim 6.19\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$,集中于 $4.00\sim 5.00\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$,其面积占比为66.33%;地表细小死可燃物载量为 $5.00\sim 6.19\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 的区域面积占比14.21%;地表细小死可燃物载量为 $1.18\sim 2.00\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 的区域面积占比12.53%。地表细小死可燃物载量高于 $5.00\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 的区域主要分布在江南镇、田庄乡、马路镇、烟溪镇、乐安镇、梅城镇和滔溪镇;地表细小死可燃物载量低于 $2.00\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 的区域主要分布在羊角塘镇、小淹镇、滔溪镇、长塘镇和大福镇。



基于湖南省自然资源厅标准地图服务网站湘S(2023)334号标准地图制作,底图边界无修改。

图4 基于随机森林模型的安化县地表细小死可燃物载量估算量空间分布

Figure 4 Spatial distribution of the predicted fine dead fuel loads in Anhua County using the Random Forest Model

3 讨论

本研究采用 Sentinel-2A 卫星遥感数据提取的光谱特征指数,野外样地调查得到的林分因子、植被类型和地形地貌等多个因子,探讨了随机森林模型对地表细小死可燃物载量估算的能力。通过 Pearson 相关性分析对这些因子进行筛选,以减少数据维度和存储空间,提高估算速度,增强模型的可解释性和性能^[18]。

从模型性能指标可以看出:随机森林模型对地表细小死可燃物载量的估算表现出出色的性能,在训练集和验证集上,决定系数分别为 0.930 和 0.724,均方根误差分别为 0.262 3 和 0.416 6 $\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$,均通过了 0.01 水平的置信度检验。LI 等^[10]通过随机森林模型估算不同类别森林的地上生物量,并对预测值和观测值进行线性回归分析,结果显示:决定系数为 0.630~0.690,均方根误差为 21.940 0~24.580 0 $\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 。HE 等^[19]综合考虑地形、物种多样性、林分结构和林分密度等多个变量,通过随机森林模型估算森林生物量,得到决定系数最高中值为 0.790,最低均方误差中值为 1.365 8 $\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 。丁志丹等^[20]使用随机森林模型分别估算杉木林和马尾松林的地上生物量,结果显示:决定系数分别为 0.650 和 0.720,均方根误差分别为 48.1600 和 48.1800 $\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 。

本研究中各估算因子在随机森林模型中的重要性存在显著差异,植被类型因子表现出远高于其他因子的估算能力。本研究的结果揭示了在随机森林算法中使用的解释因素重要性的巨大差异。植被类型的预测能力显著高于其他因子,其均方误差增加百分比为 39.95%,高于平均胸径的 10.33%。不同的植被类型导致细小死可燃物的树叶与树枝比例、化学成分和物质类型等存在差异,而植被的生长速度和生理特征的差异也导致细小死可燃物的积累速度不同。如刘讯等^[6]研究发现:大娄山不同林型地表细小死可

可燃物载量中，马尾松和阔叶混交林显著高于其他林分，除杉木林和灌木林外，其他林分的地表细小死可燃物载量与林分因子显著关联。

估算中采用的林分因子包括龄组、林分密度、起源和平均胸径等，这些因子直接影响地表细小死可燃物的数量和分布，在估算地表细小死可燃物载量的过程中起着相当重要的作用^[21]。马云辉等^[22]研究发现：在蒙古栎 *Quercus mongolica* 次生林中，1 h 时滞细小可燃物载量会随着冠层密度、林分密度、龄组的增加而显著增加。孙武等^[23]研究表明：各类天然林，如马尾松林、刨花润楠 *Machilus pauhoi* 林、丝栗栲 *Castanopsis rargesn* 林等的地表可燃物载量较大，火险隐患较高；木荷 *Schima superba*、桤木 *Alnus cremastogyne*、柏木 *Cupressus funebris* 和水杉 *Metasequoia glyptostroboides* 等人工林可燃物载量小，火险隐患较低。

地形因子(坡度和坡位)在地表细小死可燃物载量估算过程中起到了相对较小的重要性。这一发现与 D'ESTE 等^[24]的研究结果相符合。已有研究表明：地形因子对林火的发生、蔓延和扩散具有重要影响。例如，ELIA 等^[25]研究发现：海拔和坡度显著影响意大利山火发生的概率。此外，AJIN 等^[26]在印度喀拉拉邦的研究发现：不同土地覆盖类型对森林火灾的发生具有显著影响，而地形因子的影响较小。与此同时，尚无证据表明地形因子会影响地表细小死可燃物载量的积累过程。

光谱特征指数因子不提供植被结构信息^[27]，而是定性描述植物的光学性质，如叶绿素和反射率^[28]。此外，当面对树冠层密集，结构复杂且存在多层次空间异质性的植被时，遥感信号响应机制不清晰^[29]，光谱特征指数无法反映林下覆盖状况。

从本研究结果可以看出：安化县地表细小死可燃物呈现出明显聚集的分布特点，这是因为随着植被类型空间分异和林分结构的复杂性变化，地表细小死可燃物载量也会变化，从而影响森林火灾风险。

当前，随机森林模型表现出相对可靠的性能，但依然存在一定的提升空间。如激光雷达在估算地表细小死可燃物方面拥有极高的性能^[30]，但雷达数据覆盖面较小，且成本高。同时需要进一步探讨估算因子对细小死可燃物载量空间分布的影响，如与气候或景观异质性相关的变量^[31]。

4 结论

随机森林模型对地表细小死可燃物载量的估算表现出出色的性能，可用于定期估计地表细小死可燃物载量；估算过程中各因子的重要性存在显著差异，其中植被类型因子表现出远高于其他因子的估算能力，其后分别为林分因子、地形因子和光谱特征指数因子。

5 参考文献

- [1] MADRIGAL J, MARINO E, GUIJARRO M, *et al.* Evaluation of the flammability of gorse (*Ulex europaeus* L.) managed by prescribed burning [J]. *Annals of Forest Science*, 2012, **69**(3): 387–397.
- [2] FERNANDES P M, BOTELHO H S, REGO F C, *et al.* Empirical modelling of surface fire behaviour in maritime pine stands [J]. *International Journal of Wildland Fire*, 2009, **18**(6): 698–710.
- [3] AGEE J K, SKINNER C N. Basic principles of forest fuel reduction treatments [J]. *Forest Ecology and Management*, 2005, **211**(1/2): 83–96.
- [4] 贺红土, 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 Hongshi, CHANG Yu, HU Yuanman, *et al.* Contemporary studies and future perspectives of forest fuel and fuel management [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2010, **34**(6): 741–752.
- [5] 艾也博, 寸应得, 范雅倩, 等. 北京松山油松林地表可燃物负荷量的影响因素[J]. *生态学杂志*, 2018, **37**(9): 2559–2565.
AI Yebo, CUN Yingde, FAN Yaqian, *et al.* Factors affecting surface fuel load of *Pinus tabuliformis* forest in Songshan, Beijing [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2018, **37**(9): 2559–2565.
- [6] 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 Xun, HUANG Yun, DING Bo, *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.
- [7] LIU Liang, LI Shaoda, YANG Wunian, *et al.* Forest canopy water content monitoring using radiative transfer models and

- machine learning [J/OL]. *Forests*, 2023, **14**(7): 1418[2024-05-05]. DOI: [10.3390/f14071418](https://doi.org/10.3390/f14071418).
- [8] 胡致远, 罗文强, 晏鄂川, 等. 基于改进层次分析法的英山县地质灾害易发性评价[J]. *安全与环境工程*, 2018, **25**(4): 28–32, 40.
HU Zhiyuan, LUO Wenqiang, YAN E'chuan, *et al.* IAHP-based evaluation of susceptibility of geological hazards in Yingshan County [J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2018, **25**(4): 28–32.
- [9] 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 Mingrui, DANG Wei, DAI Bin, *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.
- [10] LI Yingchang, LI Chao, LI Mingyang, *et al.* Influence of variable selection and forest type on forest aboveground biomass estimation using machine learning algorithms [J/OL]. *Forests*, 2019, **10**(12): 1073[2024-05-05]. DOI: [10.3390/f10121073](https://doi.org/10.3390/f10121073).
- [11] 陈宗杰, 杨武年, 张琬琳, 等. 基于植被冠层含水量反演数据的森林易燃程度评价[J]. *测绘通报*, 2023(4): 99–105.
CHEN Zongjie, YANG Wunian, ZHANG Wanlin, *et al.* Evaluation of forest flammability based on inversion data of vegetation canopy water content [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2023(4): 99–105.
- [12] 李史欣, 张福全, 林海峰. 基于机器学习算法的森林火灾风险评估研究[J]. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2023, **47**(5): 49–56.
LI Shixin, ZHANG Fuquan, LIN Haifeng. Research on forest fire risk evaluation based on machine learning algorithm [J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2023, **47**(5): 49–56.
- [13] PROBST P, BOULESTEIX A L. To tune or not to tune the number of trees in random forest [J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2017, **18**(1): 6673–6690.
- [14] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, **45**(1): 5–32.
- [15] 赵艳艳, 张晓平, 陈明星, 等. 中国城市空气质量的区域差异及归因分析[J]. *地理学报*, 2021, **76**(11): 2814–2829.
ZHAO Yanyan, ZHANG Xiaoping, CHEN Mingxing, *et al.* Regional variation of urban air quality in China and its dominant factors [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2021, **76**(11): 2814–2829.
- [16] 尹超, 李仲波, 刘新良, 等. 基于滑坡分类和改进卷积神经网络的滑坡敏感性区划[J]. *中国地质灾害与防治学报*. 2023-07-26[2024-05-05]. <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202301003>.
YIN Chao, LI Zhongbo, LIU Xianliang, *et al.* Landslide susceptibility assessment and zonation based on landslide classification and improved Convolutional Neural Networks [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*. 2023-07-26[2024-05-05]. <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202301003>.
- [17] 刘坚, 李树林, 陈涛. 基于优化随机森林模型的滑坡易发性评价[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, **43**(7): 1085–1091.
LIU Jian, LI Shulin, CHEN Tao. Landslide susceptibility assesment based on optimized Random Forest Model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, **43**(7): 1085–1091.
- [18] 王瑞红, 潘刚, 张新军, 等. 色季拉山急尖冷杉幼林天然更新的影响因子研究[J]. *浙江农林大学学报*, 2021, **38**(3): 652–658.
WANG Ruihong, PAN Gang, ZHANG Xinjun, *et al.* Natural regeneration factors of *Abies georgei* var. *smithii* seedlings in Sejila Mountain [J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2021, **38**(3): 652–658.
- [19] HE Jinyuan, FAN Chunyu, GENG Yan, *et al.* Assessing scale-dependent effects on forest biomass productivity based on machine learning [J/OL]. *Ecology and Evolution*, 2022, **12**(7): e9110[2024-05-05]. DOI: [10.1002/ece3.9110](https://doi.org/10.1002/ece3.9110).
- [20] 丁志丹, 孙玉军, 孙钊. 基于 GF-2 的乔木生物量估测模型研究[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2021, **57**(1): 135–141.
DING Zhidan, SUN Yujun, SUN Zhao. Estimation of tree biomass with GF-2 [J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2021, **57**(1): 135–141.
- [21] 张秀芳, 何东进, 李颖, 等. 不同演替阶段马尾松林地地表可燃物负荷量及其影响因子[J]. *林业科学研究*, 2021, **34**(3): 108–117.
ZHANG Xiufang, HE Dongjin, LI Ying, *et al.* Surface fuel loading of *Pinus massoniana* forest in different succession stages and relevant affecting factors [J]. *Forest Research*, 2021, **34**(3): 108–117.
- [22] 马云辉, 马长明, 冯淑瑶, 等. 河北省蒙古栎次生林林下可燃物负荷量及其影响因素[J]. *应用生态学报*, 2023, **34**(8):

2082–2090.

MA Yunhui, MA Changming, FENG Shuyao, *et al.* Understory fuel loads and the impact factors of *Quercus mongolica* natural secondary forest in Hebei Province, China [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2023, **34**(8): 2082–2090.

- [23] 孙武, 牛树奎, 赵蓓, 等. 大岗山地区主要林型可燃物调查与林火行为[J]. *江西农业大学学报*, 2012, **34**(6): 1171–1179.
SUN Wu, NIU Shukui, ZHAO Bei, *et al.* Forest fuel survey and fire behavior in main forests in Dagangshan [J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2012, **34**(6): 1171–1179.
- [24] D'ESTE M, GANGA A, ELIA M, *et al.* Modeling fire ignition probability and frequency using Hurdle models: a cross-regional study in southern Europe [J/OL]. *Ecological Processes*, 2020, **9**(1)[2024-05-05]. DOI: [10.1186/s13717-020-00263-4](https://doi.org/10.1186/s13717-020-00263-4).
- [25] ELIA M, LAFORTEZZA R, COLANGELO G, *et al.* A streamlined approach for the spatial allocation of fuel removals in wildland-urban interfaces [J]. *Landscape Ecology*, 2014, **29**: 1771–1784.
- [26] AJIN R S, LOGHIN A M, VINOD P G, *et al.* Forest fire risk zone mapping using RS and GIS techniques: a study in Achankovil Forest Division, Kerala, India [J/OL]. *Journal of Earth, Environment and Health Sciences*, 2016, **2**(3): 109[2024-05-05]. DOI: [10.4103/2423-7752.199288](https://doi.org/10.4103/2423-7752.199288).
- [27] CHUVIECO E, WAGTENDONK J, RIAÑO D, *et al.* Estimation of fuel conditions for fire danger assessment [M]//CHUVIECO E. *Earth Observation of Wildland Fires in Mediterranean Ecosystems*. Berlin: Springer, 2009: 83–96.
- [28] KARWA R, KARWA R. Laws of thermal radiation [M]// Jodhpur Institute of Engineering and Technology. *Heat and Mass Transfer*. Singapore: Springer, 2020: 733–765.
- [29] 杨文军, 张杨, 王福生, 等. 基于高分光学遥感影像的湖南省油茶林地识别技术研究: 以汉寿县为例[J]. *中南林业调查规划*, 2023, **42**(4): 30–34, 62.
YANG Wenjun, ZHANG Yang, WANG Fusheng, *et al.* Study on *Camellia Oleifera* forest identification technology based on high resolution optical remote sensing image in Hunan Province: taking Hanshou County as an Example [J]. *Central South Forestry Inventory and Planning*, 2023, **42**(4): 30–34, 62.
- [30] STEFANIDOU A, GITAS I Z, KORHONEN L, *et al.* Multispectral LiDAR-based estimation of surface fuel load in a dense coniferous forest [J/OL]. *Remote Sensing*, 2020, **12**(20)[2024-05-05]. DOI: [10.3390/rs12203333](https://doi.org/10.3390/rs12203333).
- [31] GIANNICO V, CHEN JIQUAN, SHAO Changliang, *et al.* Contributions of landscape heterogeneity within the footprint of eddy-covariance towers to flux measurements [J]. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2018, **260/261**: 144–153.