北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

基于改进BO-XGBoost的兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率预测

刘明月 辛颖 曾启原 姜艳

Predicting smoldering heating rates in *Larix gmelinii* duff using an improved BO-XGBoost model

Liu Mingyue, Xin Ying, Zeng Qiyuan, Jiang Yan

引用本文:
刘明月, 辛颖, 曾启原, 姜艳. 基于改进BO-XGBoost的兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率预测[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(8):166-176. doi: 10.12171/j.1000-1522.20260003
Liu Mingyue, Xin Ying, Zeng Qiyuan, Jiang Yan. Predicting smoldering heating rates in *Larix gmelinii* duff using an improved BO-XGBoost model[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(8):166-176. doi: 10.12171/j.1000-1522.20260003

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20260003

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

黑龙江大兴安岭地区兴安落叶松人工林阴燃过程中的温度变化及主要气体释放特征
Temperature changes and main gas release characteristics of *Larix gmelinii* plantations during smoldering in Daxing'anling Mountain region of Heilongjiang Province, northeastern China
北京林业大学学报, 2022, 44(7): 1-7. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20210118

基于模拟点烧不同加热时间和腐殖质粒径对森林地下火垂直燃烧的影响
Effects of different heating times and humus particle sizes on vertical combustion of forest underground fire based on simulated spot burning
北京林业大学学报, 2021, 43(3): 66-72. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20200047

基于气候因子的兴安落叶松天然林单木直径生长模型构建
Development of individual-tree diameter increment model for natural *Larix gmelinii* forests based on climatic factors
北京林业大学学报, 2022, 44(8): 1-11. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20210353

基于结构方程模型的兴安落叶松天然林碳汇量驱动因素
Driving factors of carbon sink in natural *Larix gmelinii* forests based on structural equation models
北京林业大学学报, 2024, 46(9): 1-10. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20230284

兴安落叶松火烧迹地林褥层碳氮化学计量特征
Stoichiometric characteristics of C and N of post-fire forest floor of *Larix gmelinii*
北京林业大学学报, 2021, 43(12): 55-64. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20200281

基于贝叶斯模型平均法的森林火灾预测模型构建研究
Construction of forest fire prediction model based on Bayesian model averaging method: taking Dali Prefecture, Yunnan Province of southwestern China as an example
北京林业大学学报, 2021, 43(5): 44-52. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20200173

DOI:10.12171/j.1000−1522.20260003

基于改进 BO-XGBoost 的兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率预测

刘明月[1]　辛　颖[1]　曾启原[1]　姜　艳[2]
（1. 东北林业大学机电工程学院，黑龙江 哈尔滨 150040；2. 长白山森工集团，吉林 延吉 130114）

摘要:【目的】兴安落叶松林下腐殖质富含有机质，易发生隐蔽且持久的阴燃火灾。升温速率作为直接反映产热与散热动态平衡状态的指标，是量化阴燃过程热量累积特性的关键参量。目前针对该参量的系统研究较为有限，且现有预测模型在表征阴燃升温过程时，难以同时兼顾预测精度与算法收敛效率。本研究旨在探究多因子耦合作用下阴燃升温速率的响应规律，构建一种适配阴燃升温速率预测场景的改进 BO-XGBoost 预测模型，以期为林下阴燃火行为预测提供技术支撑。**【方法】**基于兴安落叶松腐殖质室内阴燃试验构建 750 组样本数据集，引入 5% 强度高斯噪声开展数据增强，模拟野外林地环境扰动引发的升温速率数据波动偏差；采用单因素方差分析结合 Pearson 相关性检验，量化含水率、粒径、风速对升温速率的独立效应与交互作用；模型核心思路在于引入 Chebyshev 映射完成非线性变换，均匀生成初始寻优样本点，以扩大初期参数搜索范围；构建多保真度优化策略，结合低保真快速搜索与高保真精准计算，兼顾超参数搜索效率与预测精度；采用动态自适应权重更新机制，依据权重变化动态调节平滑系数，加快贝叶斯超参数收敛速度。将改进模型与基准 BO-XGBoost、GA-XGBoost、SSA-XGBoost 开展多维度性能对比，并设置消融实验评估各模块的提升贡献。**【结果】**(1)单因子分析结果表明，升温速率与含水率呈显著负相关关系($P < 0.05$)，与粒径目数呈极显著负相关关系($P < 0.01$)，说明含水率升高、粒径减小均会抑制腐殖质阴燃升温；风速对阴燃升温存在双重调控作用，在风速 0 ~ 6 m/s 区间内，升温速率与风速呈显著正相关关系($P < 0.05$)，风速增大可促进阴燃升温；当风速超过 6 m/s 时，阴燃升温受到抑制。(2)3 类因子并非独立影响阴燃升温，含水率与粒径、含水率与风速交互作用均达到极显著水平($P < 0.01$)，粒径与风速交互作用呈显著水平($P < 0.05$)，共同调控兴安落叶松腐殖质阴燃升温进程。(3)模型性能对比结果表明，相比 3 种对照模型，改进的 BO-XGBoost 模型 R^2 至少提升 2.14%，MAE 至少降低 24.54%，S^2 至少提升 2.09%，RMSE 至少降低 12.08%，具有更高的拟合精度与稳定性。(4)消融实验表明 Chebyshev 映射、多保真策略、自适应权重可分别均衡模型样本分布，降低模型预测误差，加快模型迭代收敛。**【结论】**研究表明兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率受含水率、粒径、风速及其交互作用共同调控，低含水率、大粒径、中等风速的工况条件可有效促进腐殖质热量积累与释放，加快阴燃升温进程。本研究构建的改进 BO-XGBoost 预测模型可模拟室内可控条件下腐殖质阴燃升温速率，为林下腐殖质阴燃火行为预测模型的算法优化与精度提升提供技术方案。

关键词：兴安落叶松；腐殖质；阴燃；升温速率；多因子耦合；贝叶斯优化；XGBoost；火灾预测
中图分类号：S762.2　**文献标志码：**A　**文章编号：**1000−1522(2026)08−0166−11
引文格式：刘明月，辛颖，曾启原，等. 基于改进 BO-XGBoost 的兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率预测［J］. 北京林业大学学报，2026，48(8)：166−176. Liu Mingyue, Xin Ying, Zeng Qiyuan, et al. Predicting smoldering heating rates in *Larix gmelinii* duff using an improved BO-XGBoost model［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(8): 166−176.

Predicting smoldering heating rates in *Larix gmelinii* duff using an improved BO-XGBoost model

Liu Mingyue[1]　Xin Ying[1]　Zeng Qiyuan[1]　Jiang Yan[2]

收稿日期：2026−01−05　**修回日期：**2026−07−21
基金项目：中央高校基本科研业务费专项(2572026DG22)，国家重点研发计划(2023YFF1304001-02)。
第一作者：刘明月。主要研究方向：森林工程。Email：15845057966@163.com　地址：150040 黑龙江省哈尔滨市香坊区东北林业大学机电工程学院。
责任作者：辛颖，副教授。主要研究方向：森林工程。Email：xyneu2003@163.com　地址：同上。
本刊网址：https://j.bjfu.edu.cn；https://journal.bjfu.edu.cn

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China;
2. Changbaishan Forest Industry Group, Yanji 130114, Jilin, China)

Abstract: [**Objective**] The humus beneath *Larix gmelinii* forests is rich in organic matter, making it prone to concealed and persistent smoldering fires. As an indicator directly reflecting the dynamic equilibrium between heat generation and dissipation, the heating rate is a key parameter for quantifying heat accumulation characteristics during smoldering. Current systematic research on this parameter remains limited. Furthermore, existing prediction models struggle to balance prediction accuracy with algorithmic convergence efficiency when characterizing the smoldering heating process. This study aims to investigate the response patterns of smoldering heating rates under multi-factor coupling effects. We constructed an improved BO-XGBoost prediction model tailored for predicting smoldering heating rates, providing technical support for forecasting smoldering fire behavior in forest understories. [**Method**] We constructed a dataset of 750 samples based on laboratory smoldering tests of *Larix gmelinii* humus. Data augmentation was performed by introducing 5% high-intensity Gaussian noise to simulate fluctuations in heating rate data caused by environmental disturbances in wild forest settings. We employed one-way analysis of variance combined with Pearson correlation tests to quantify the independent effects and interactions of moisture content, particle size, and wind speed on heating rates. The core strategy of the model involves introducing Chebyshev mapping for nonlinear transformation to uniformly generate initial optimization sample points, thereby expanding the initial parameter search space. We developed a multi-fidelity optimization strategy that combines low-fidelity rapid search with high-fidelity precise calculation, balancing hyperparameter search efficiency with prediction accuracy. Additionally, a dynamic adaptive weight update mechanism was adopted to dynamically adjust the smoothing coefficient based on weight changes, accelerating Bayesian hyperparameter convergence. We conducted multi-dimensional performance comparisons between the improved model and baseline models (BO-XGBoost, GA-XGBoost, and SSA-XGBoost). Ablation studies were also performed to evaluate the contribution of each module. [**Result**] (1) Single-factor analysis indicated that the heating rate was significantly negatively correlated with moisture content ($P < 0.05$) and extremely significantly negatively correlated with particle size mesh number ($P < 0.01$). This suggests that increased moisture content and reduced particle size inhibit smoldering heating in humus. Wind speed exhibited a dual effect on smoldering heating rates: it promoted heating at 0–6 m/s ($P < 0.05$), but inhibited the process once wind speeds surpassed 6 m/s. (3) Model performance comparisons showed that, compared to the three control models, the improved BO-XGBoost model increased R^2 by at least 2.14%, reduced MAE by at least 24.54%, increased S^2 by at least 2.09%, and reduced RMSE by at least 12.08%. This demonstrates higher fitting accuracy and stability. (4) Ablation studies indicated that Chebyshev mapping, the multi-fidelity strategy, and adaptive weights balanced sample distribution, reduced prediction errors, and accelerated model iteration convergence, respectively. [**Conclusion**] The study demonstrates that the smoldering heating rate of *Larix gmelinii* humus is jointly regulated by moisture content, particle size, wind speed, and their interactions. Conditions characterized by low moisture content, large particle size, and moderate wind speed effectively promote heat accumulation and release in humus, thereby accelerating the smoldering heating process. The improved BO-XGBoost prediction model constructed in this study can simulate the smoldering heating rate of humus under controlled laboratory conditions. It provides a technical solution for optimizing algorithms and improving accuracy in prediction models for smoldering fire behavior in forest understories.

Key words: *Larix gmelinii*; duff; smoldering combustion; heating rate; multi-factor coupling; Bayesian optimization; XGBoost; wildfire behavior prediction

森林火灾是森林生态系统面临的重大威胁，其成因多样且发生环境复杂[1−3]。其中，地下腐殖质阴燃因燃烧过程隐蔽、持续时间长、易复燃等特征[4]，成为森林火灾早期防控中的重点与难点。升温速率

是表征阴燃反应强度的关键指标，过高的升温速率会使腐殖质提前进入热解阶段并加速反应进程[5]，从而增加阴燃失控及火灾发生的风险，给森林火灾的早期预警与精准防控带来挑战。尤其在兴安落叶松（*Larix gmelinii*）林下腐殖质层中，可燃物长期堆积，富含油脂类成分[6]，含水率和结构特征复杂，导致阴燃升温过程的非线性凸显、演变规律不确定性增强，阴燃火灾诱发风险较高。

现有森林腐殖质阴燃的研究主要集中于统计模型、动力学模型和机器学习模型 3 个方面。在统计模型研究中，Logistic 和 Richards 回归的非线性混合效应模型兼顾固定效应和随机效应[7]，逐步回归法可用于筛选影响阴燃特性的关键变量[8]。然而，该类方法对变量关系依赖性较强，难以表征在多因子耦合作用下阴燃升温速率的强非线性变化特征。动力学模型从物理化学机理角度解析腐殖质阴燃过程，如分布式活化能模型被广泛用于描述森林腐殖质的热解特性[9]，并逐步发展出模拟传热、传质和化学反应过程的多场耦合模型[10]。尽管动力学模型有助于揭示阴燃内在机理，但模型参数获取难度大，计算复杂度高，在复杂环境条件下对阴燃升温速率进行快速预测时存在一定局限性。随着人工智能的发展，机器学习逐渐应用于腐殖质阴燃特性参数的预测中，如利用 BP 神经网络[11]、径向基函数、支持向量机、随机森林算法[12]预测火灾发生概率或阴燃特征参数，并结合 Optuna 框架[13]等超参数优化实现森林火灾阴燃风险的评估。此外，相关研究还利用反向传播神经网络对阴燃过程中的气体排放、温度变化和蔓延速度进行预测[14]。升温速率是表征腐殖质阴燃传播特性的关键指标，现有阴燃预测模型多以燃烧温度与蔓延速度作为建模变量，较少关注升温速率对阴燃热失控的表征作用。同时，阴燃升温数据集存在分布不均、高升温样本稀缺的问题，传统算法易陷入局部最优、寻优受限，难以兼顾预测精度与收敛效率，目前仍缺少适配腐殖质阴燃升温数据分布特性的预测模型。

为此，本文将采用室内阴燃试验与机器学习算法优化相结合的研究思路，系统探究含水率、粒径、风速及其交互作用对兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率的影响规律。在此基础上，对贝叶斯优化（Bayesian Optimization，BO）算法进行针对性改进，构建适配阴燃升温速率预测场景的改进 BO-XGBoost 升温速率预测模型。该模型的核心思路在于：针对搜索初期超参数空间分布不均的问题，结合 Chebyshev 映射生成初始超参数样本，使样本点在参数空间内均匀分布，以提升超参数空间的搜索覆盖度；为解决传统算法在超参数寻优时难以兼顾效率和精度的问题，采用多保真度（Multi-Fidelity，MF）优化策略，利用低保真模型快速搜索参数空间，高保真模型精算预测误差，以提高模型的搜索效率与预测精度；针对优化过程中易陷入局部最优的问题，引入自适应权重机制，依据高低保真模型的权重变化量动态调整平滑系数，在权重变化过小时增大平滑系数以防止进程停滞，从而驱动模型跳出局部最优并搜寻更优参数组合。本研究旨在改进 BO-XGBoost 模型，以提高模型对阴燃升温速率的综合预测性能，为林区阴燃火险预判与防控提供依据。

1 室内阴燃试验

1.1 试验材料

1.1.1 样地选择与凋落物采集

研究样地（51°20′～52°10′N，123°41′～125°25′E）位于黑龙江大兴安岭新林区的新林林场内，地处大兴安岭山脉东坡、伊勒呼里山北坡。该地区以针叶林为主要植被类型，林下草本和灌木与针叶林共同构成了丰富的植被层，凋落物参与腐殖质的形成。该区域腐殖质主要由针叶、树枝、苔藓等林下凋落物分解形成，土壤类型为棕色针叶林土。此外，春季冷暖空气交替频繁，风速较大，森林火灾风险较高。

2025 年春季，在林地内随机选取 6 块 4 m × 4 m 的试验样地，在每块样地的对角线上随机选取 5 块 0.6 m × 0.6 m 的小样方（表 1）。采集过程中涵盖凋落

表 1 落叶松林样地基本信息

Tab. 1 Basic information of larch forest plots

样地	平均树高/m	平均胸径/cm	海拔/m	郁闭度	研究区植被
1	11.34	16.67	1 153	0.76	针叶树种：兴安落叶松*Larix gmelinii*（73%）、樟子松*Pinus sylvestris* var. *mongolica*（18%）、其他（9%） 阔叶树种：云杉*Picea asperata*、白桦*Betula platyphylla*、山杨*Populus davidiana*、柞树*Quercus mongolica* 草本：杜香*Ledum palustre*、越桔*Vaccinium vitis-idaea*
2	12.25	14.53	1 148	0.79	
3	10.98	12.47	1 152	0.80	
4	13.21	13.32	1 155	0.79	
5	12.56	14.38	1 150	0.81	
6	11.54	15.13	1 151	0.77	

物不同分解阶段的材料，分别从土壤深度 0～0.05 m、0.05～0.10 m、0.10～0.15 m 处采集凋落物样品，以模拟自然状态下的真实堆积情况[15]。

1.1.2　腐殖质制备与预处理

为减少杂质和含水率的干扰，将采集的样本带回实验室，剔除其中的树枝、石块等杂物，将腐殖质置于烘箱中，在 105 ℃ 下烘干以去除多余水分。为保障试验的可重复性，将烘干后的腐殖质放入粉碎机中进行粉碎处理，使其颗粒均匀。处理后的腐殖质样本置于干燥阴凉环境中保存，防止吸收外界水分与杂质，避免因成分变化影响试验结果。试验前，根据目标含水率对腐殖质样本进行预处理，使用喷壶将腐殖质均匀浸湿。将样本分层放入 105 ℃ 的烘箱中烘干，逐步降低其含水率。烘干过程中，定期取样并使用 AND-ML50A 快速水分测定仪检测含水率，直至达到目标值。

1.2　单因素阴燃试验设计

1.2.1　试验装置

试验于双层结构的碳钢阴燃炉内进行（图 1），层间填充足量防火岩棉以实现保温绝热，阴燃炉腔内尺寸为长 0.65 m、宽 0.4 m、高 0.3 m。本研究采用水平布置的阴燃装置，装填腐殖质时模拟其在自然环境下的堆积状态：最下层铺设高度分解且质地细腻的腐殖质，中间层为半分解状态的腐殖质，最上层铺设针叶与树枝（按 3∶1∶1 的比例），并采用轻压方式使腐殖质保持一定疏松度。通过风机产生指定风速，采用加热板在表面引燃，将加热温度设置为 280 ℃，并用数显调节仪控制加热板温度稳定，以模拟森林火源引发阴燃的场景。

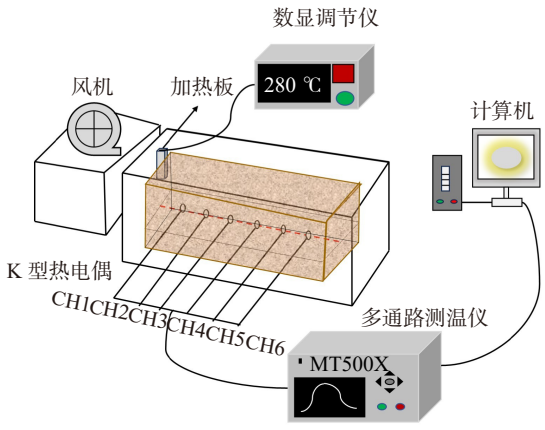


图 1　阴燃试验装置图

Fig. 1　Smoldering experimental apparatus diagram

1.2.2　控制因素与水平设置

本试验以腐殖质含水率、粒径、风速为控制变量，探究其对阴燃升温速率的影响。基于野外实地监测获取的腐殖质含水率数据，将含水率设为 5 个水平（5%、10%、15%、20%、25%），误差控制在 ± 0.5%；基于样地粒径调查，参考标准筛目数与孔径对应关系（20 目 = 0.850 mm），粒径设置 5 个水平（20 目、40 目、60 目、80 目、100 目）；参考样地风速范围，风速设置 5 个水平（0、2、4、6、8 m/s）。每组试验设置 6 次重复，以 6 次重复的温度数据均值作为该组有效数据，共计 750 组阴燃试验。

1.3　数据采集与参数计算

1.3.1　传感器布置与标定

采用 K 型热电偶进行接触式测温（图 2），热电偶布设于距腐殖质上层 0.08 m 处，沿炉内中心线每隔 0.1 m 布设一根，共计 6 根。

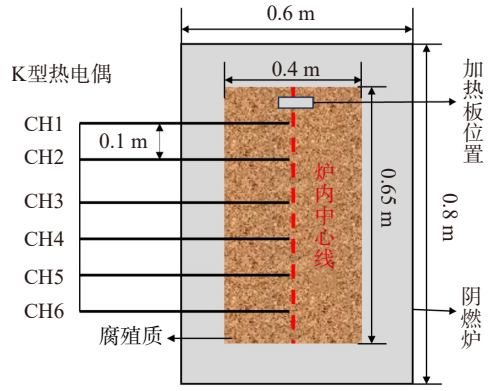


图 2　热电偶布置图

Fig. 2　Thermocouple distribution diagram

1.3.2　数据采集系统

为连续、同步记录阴燃全过程温度时序数据，本研究采用多通道测温仪采集 K 型热电偶时序温度数据。当阴燃前锋蔓延至炉内中心位置并达到“似稳态”时，同步采集温度数据，采样频率设置为 0.016 7 Hz，采集数据自动存储为 Excel 格式。

1.3.3　关键参数计算

腐殖质阴燃升温速率定义为单位时间内腐殖质温度的上升幅度，升温速率按式（1）计算。

$$v=\frac{1}{6}\sum_{c=1}^{6}\frac{T_{c\max}-T_c}{t_{c\max}-t_c} \tag{1}$$

式中：v 为升温速率（℃/h），c 为热电偶序号，$T_{c\max}$ 为第 c 个热电偶达到的峰值温度（℃），T_c 为第 c 个热电偶的起始温度（℃），$t_{c\max}$ 为第 c 个热电偶达到峰值温度的时间（h），t_c 为第 c 个热电偶的起始时间（h）。

1.4　单因素影响特征分析

1.4.1　单因素方差分析

为明确各环境因子对腐殖质阴燃升温速率的独立影响效应，采用单因素方差分析进行检验。通过计算组间均方与组内均方的比值（F 值），量化各因子对升温速率差异的贡献程度。同时，计算各组试

验数据的变异系数，以表征不同工况下数据的离散程度，进而判别各环境因子对阴燃发展过程的敏感性差异。

1.4.2 相关性分析

为进一步揭示影响因子与阴燃升温速率之间的线性关联，采用 Pearson 相关性分析方法对数据进行处理。通过计算各因子与升温速率间的相关系数，量化变量间的线性相关强度。

2 基于改进 BO-XGBoost 的升温速率预测模型构建

2.1 数据集构建与划分

本研究数据集来源于室内阴燃试验，共包含 750 组样本。为消除试验过程中传感器抖动及气流扰动引入的随机噪声，取各测温点的温度均值进行分析，并采用五点滑动平均滤波法剔除温度数据中的随机噪声，保留有效数据。计算每组试验数据的升温速率，并将试验数据按 3∶1∶1 的比例划分为训练集、验证集与测试集。为降低数据集随机划分带来的偏差，训练集采用 5 折交叉验证评估超参数性能，以确保最终训练结果的稳健性。

2.2 数据增强

为模拟野外真实场景中环境扰动对阴燃升温速率造成的随机误差，本研究在 750 组原始试验数据中引入高斯噪声[16]进行数据增强。针对每组数据的升温速率实测值，分别添加符合正态分布 的高斯噪声，噪声强度取原始升温速率数据标准差的 5%，以应对林地实际数据波动引发的预测偏差。

2.3 模型构建

阴燃升温速率是表征腐殖质阴燃反应强度的关键参数，受含水率、粒径和风速等多因子耦合作用影响，具有非线性、非单调和阶段性突变特征。为探究环境因子与阴燃升温速率间的非线性映射关系，本研究以含水率、粒径、风速为输入变量，以阴燃升温速率为预测目标，构建改进 BO-XGBoost 预测模型，如图 3 所示。XGBoost 是基于梯度提升框架的集成学习模型[17]，其目标函数包括损失函数和正则项，损失函数代表升温速率的预测值与真实值之间的差值。传统的 BO 算法[18]在优化 XGBoost 模型过程中存在初始样本分布不均、易陷入局部最优解、收敛速度慢等问题。因此，本研究基于以下 3 方面对模型进行改进。

2.3.1 基于 Chebyshev 映射提升参数搜索域

为使样本点在参数空间内均匀分布，本模型基于 Chebyshev 映射[19]生成初始超参数样本，通过式(2)的非线性映射，提升超参数搜索初期对高升温速率区域的探索覆盖范围。

$$x=\cos\frac{(2i+1)\pi}{2n} \tag{2}$$

式中：x为映射后的样本点，i为样本索引，n为总样本数。

2.3.2 采用多保真度优化策略平衡模型效率与精度

本模型采用多保真度优化策略平衡贝叶斯优化的寻优开销与预测精度。低保真模型用于以低成本遍历参数空间，为贝叶斯优化提供全局信息，实现参数空间高效探索；高保真模型用于校正候选采样点

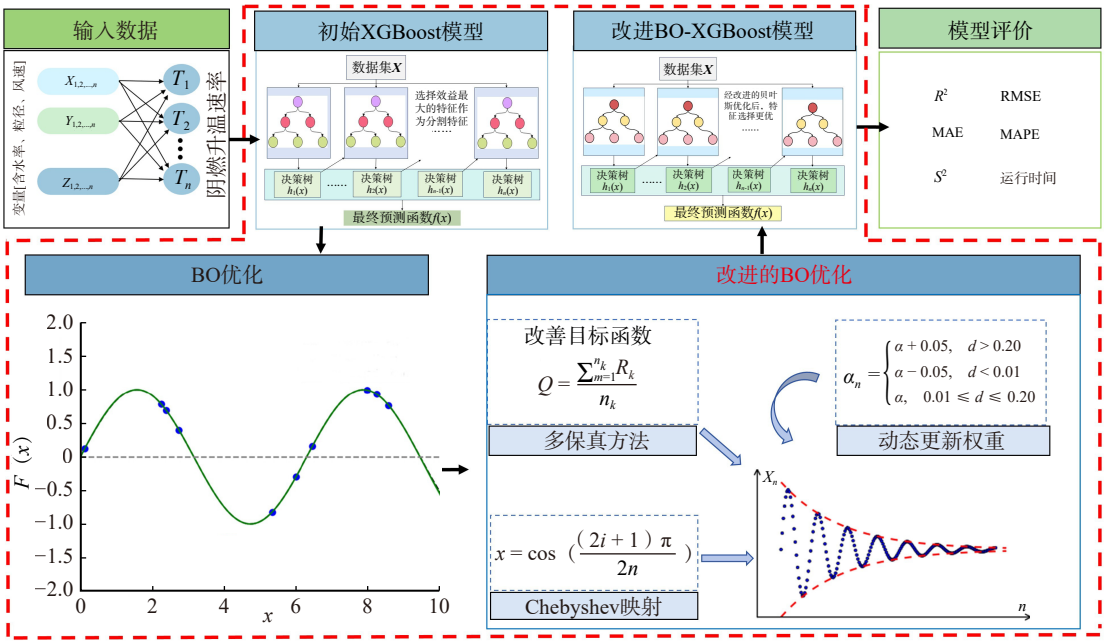


图 3 改进 BO-XGBoost 模型技术路线图

Fig. 3 Improved BO-XGBoost model technology roadmap diagram

的预测误差。模型训练的目标函数以最小化升温速率预测误差为目标，通过式(3)计算期望回报函数，衡量在不同保真度级别下模型对升温速率预测效果的改善程度。

$$Q=\frac{\sum_{m=1}^{n_k}R_k}{n_k} \tag{3}$$

式中：Q为期望回报，k为保真度级别，n_k为该保真度级别下的选择次数，R_k为目标函数值的改善程度。

2.3.3　引入自适应权重机制实现模型快速收敛

本模型引入自适应权重机制，低保真与高保真模型的权重根据式(4)、(5)计算，通过式(6)计算更新后与更新前低保真权重差值的绝对值，以得到权重变化量，依据式(7)对平滑系数动态调整。当权重波动过大时减小平滑系数，避免预测结果大幅起伏；当权重变化过小时增大平滑系数，防止模型优化进程停滞；调整幅度适当时模型保持稳定，充分发挥低保真模型快速筛选与高保真模型精准计算的双重优势，驱动模型跳出局部最优，搜寻更优参数组合，提升兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率预测模型的收敛速度。

$$w_c=\alpha w_p+(1-\alpha)\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{4}$$

$$u=1-w_c \tag{5}$$

式中：w_c为更新后低保真权重，α为平滑系数，w_p为更新前低保真权重，y_i为第 i个样本的真实值，$\hat{y}_i$为模型对第 i个样本的预测值，$\bar{y}$为n个样本真实值的平均值，u为高保真模型的权重。

$$d=\left|w_c-w_p\right| \tag{6}$$

$$\alpha_n=\begin{cases}\alpha+0.05, & d>0.20\\ \alpha-0.05, & d<0.01\\ \alpha, & 0.01\leqslant d\leqslant 0.20\end{cases} \tag{7}$$

式中：d为权重变化量，α_n为调整后平滑系数。

2.4　模型训练与评价

2.4.1　模型训练环境

硬件平台搭载 Intel（R）Core（TM）i7-14650HX 中央处理器，整机配备 16 GB 运行内存、8 GB 独立显存图形加速显卡。模型基于 Python 3.9 开发，调用 XGBoost、Bayesian Optimization 开源工具包完成集成预测模型搭建、贝叶斯超参数寻优及多模块改进算法实现。

2.4.2　模型设置与训练

基于阴燃升温速率实验数据训练模型，模型初始化阶段设定初始参数范围，学习率设为(0.01，0.2)，弱学习器数设为(100，500)，最大深度设为(1，5)；将低保真模型的初始权重设为 1，高保真模型的初始权重设为 0。如图 4 所示，通过 Chebyshev 映射生成初始超参数样本点，并在算法迭代寻优过程中，通过低保真模型与高保真模型交替计算期望回报，同时依据权重变化量动态调整平滑系数，当误差阈值或迭代次数达到收敛条件时算法终止。最终得到最优的参数组合：学习率为 0.14，弱学习器数量为 319，

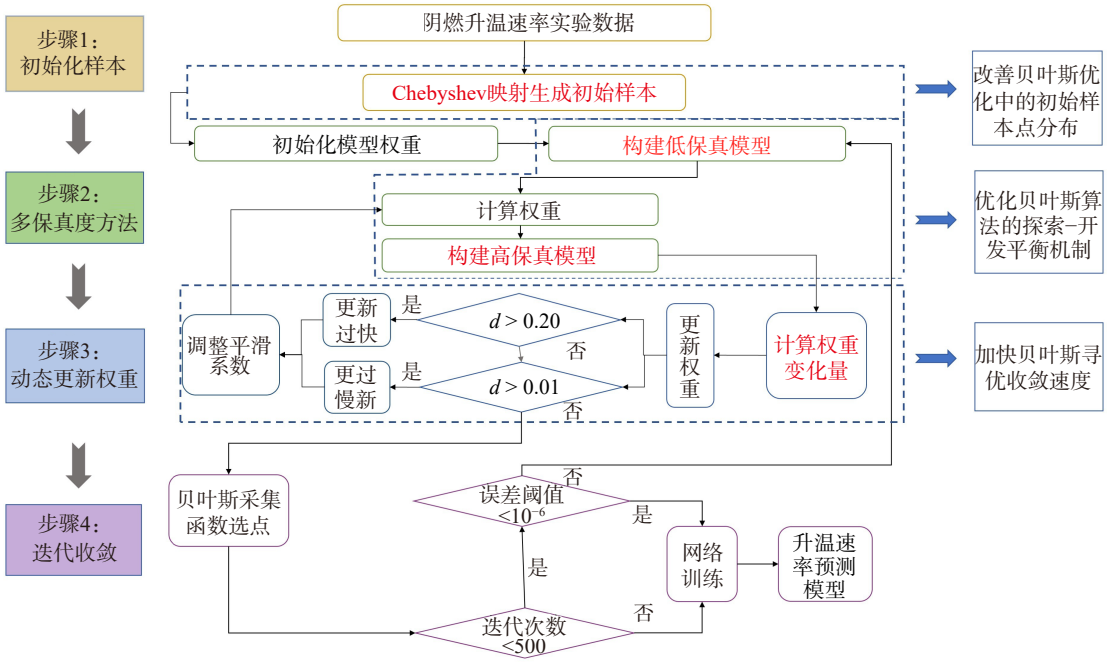


图 4　改进 BO-XGBoost 预测模型流程图

Fig. 4　Flowchart of the improved BO-XGBoost prediction model

树的最大深度为 4。

2.4.3 模型性能评价

为定量评估改进 BO-XGBoost 模型的预测性能，选取 BO-XGBoost、GA-XGBoost、SSA-XGBoost 作为对照模型开展横向对比。为保证对比实验的科学性，各组模型设定相同输入、输出变量，并采用统一的数据集划分策略。本研究选取决定系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)、解释方差(S^2)、均方根误差(RMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)与程序运行耗时综合评价模型效果。R^2 与 S^2 越接近 1 代表模型拟合与数据解释能力越强；MAE、RMSE、MAPE 数值越小，代表预测值与实测值偏差越小，预测精度越高；运行时间用于对比不同算法的计算效率，综合对比各模型在腐殖质阴燃升温速率预测任务中的预测精度、稳定性与计算效率。

2.4.4 各模块影响作用

为分析改进 BO-XGBoost 模型中各模块对阴燃升温速率预测性能的影响，通过模块消融实验评估 MF 多保真方法、Chebyshev 映射、自适应权重机制的作用。分别移除 MF 多保真模块、Chebyshev 映射、自适应权重机制，构建 3 个对照模型进行对比分析。选取 R^2 与 MAE 评价模型预测精度，采用最优迭代次数表征模型收敛速度，通过标准差反映模型预测稳定性。基于上述指标，定量分析移除单一模块后模型在预测精度、收敛速度与稳定性方面的性能变化。

3 结果和分析

3.1 阴燃升温速率影响因子分析

如图 5a 所示，在粒径 40 目、自然对流条件下，随着含水率的提高，升温速率持续下降，在含水率为 10% 时显著下降，此后递减趋势变缓。高含水率条件下数据离散程度减小，表明水分对升温速率的抑制作用具有普遍性；如图 5b 所示，在含水率 10%、自然对流条件下，升温速率随粒径减小而递减，与粒径大小呈线性相关。大粒径腐殖质堆积时孔隙更充足，有利于氧气有效渗透至腐殖质内部，因此火灾防控中需重点监控大粒径腐殖质集中区域；如图 5c 所示，在含水率 5%、粒径 20 目条件下，风速 6 m/s 时升温速率达到最大值 540.45 ℃/h。氧供给与对流散热存在竞合效应，风速增加可提升氧气输送速率，促进燃烧反应；当风速超过 6 m/s 后，对流散热增强，升温速率下降。在火灾防控中，4 ~ 6 m/s 的中等风速条件下需高度警惕火灾风险，8 m/s 以上强风虽降低升温速率，但仍需防范飞火隐患。

如表 2 所示，含水率与升温速率呈显著负相关($P < 0.05$)；粒径目数与升温速率呈极显著负相关($P < 0.01$)；在 0 ~ 6 m/s 的风速区间内，风速与升温速率呈显著正相关($P < 0.05$)。方差分析结果表明，

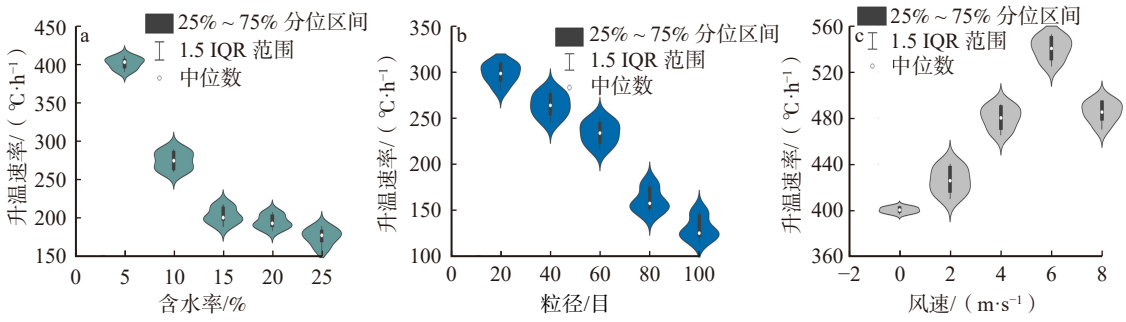


图 5 升温速率变化趋势图

Fig. 5 Trend of heating rate diagram

注：各组小提琴图均依据对应工况下 6 次平行试验的升温速率数据绘制，图形轮廓反映升温速率样本分布区间。

表 2 各因子与升温速率的相关性及方差分析

Tab. 2 Correlation and variance analysis of each factor with heating rate

分析类型	变量	相关系数	自由度	均方	F值	P值	变异系数
单因子	含水率	−0.907	4	125 842.60	218.72	0.033 8*	0.68
	粒径	−0.988	4	98 753.20	171.56	0.001 7**	0.62
	风速(0 ~ 6 m/s)	0.986	3	92 436.53	240.54	0.014 3*	0.65
双因子	含水率 × 粒径	−0.652	16	3 245.30	5.64	0.003**	0.12
	含水率 × 风速	0.589	16	2 876.50	5.00	0.008**	0.10
	粒径 × 风速	0.487	16	1 987.40	3.45	0.025*	0.07

注：*代表$P < 0.05$，显著；**代表$P < 0.01$，极显著。

含水率与粒径、含水率与风速的交互作用均达极显著水平（$P < 0.01$），粒径与风速的交互作用呈显著水平（$P < 0.05$）。这表明各因子对阴燃升温速率存在耦合调控效应。

3.2　模型性能评价

图 6 中对角线代表理想拟合基准，样本散点与该基准贴合度越高，模型预测误差越小；95% 置信区间宽度可表征模型预测结果的离散程度。对比 4 组模型拟合特征发现，BO-XGBoost、GA-XGBoost、SSA-XGBoost 模型仅在低升温速率区间保持良好拟合效果；在高升温速率（右上角散点）样本区域内，散点显著偏离基准线且置信区间变宽，预测精度与稳定性较低。相较于对照模型，本研究构建的改进 BO-XGBoost 模型决定系数 R^2 为 0.934 6，全域 95% 置信区间窄且分布均匀，对高升温速率样本仍能保持优良的预测效果，综合预测性能最优。结果表明，改进 BO-XGBoost 模型可有效改善基准模型在高升温速率工况下的预测效果，适用于全区间腐殖质阴燃升温速率预测。

综合各项评价指标可见（表 3），改进 BO-XGBoost 模型在预测精度、拟合优度及计算效率上均展现出更优的性能。从预测误差来看，相较于 3 组对照模型，改进 BO-XGBoost 模型的 MAE 降低了 24.54% ~ 33.60%，RMSE 降低了 12.08% ~ 25.86%；MAPE 与 SSA-XGBoost 模型接近，较 BO-XGBoost、GA-XGBoost 分别降低了 7.50%、7.60%。这表明改

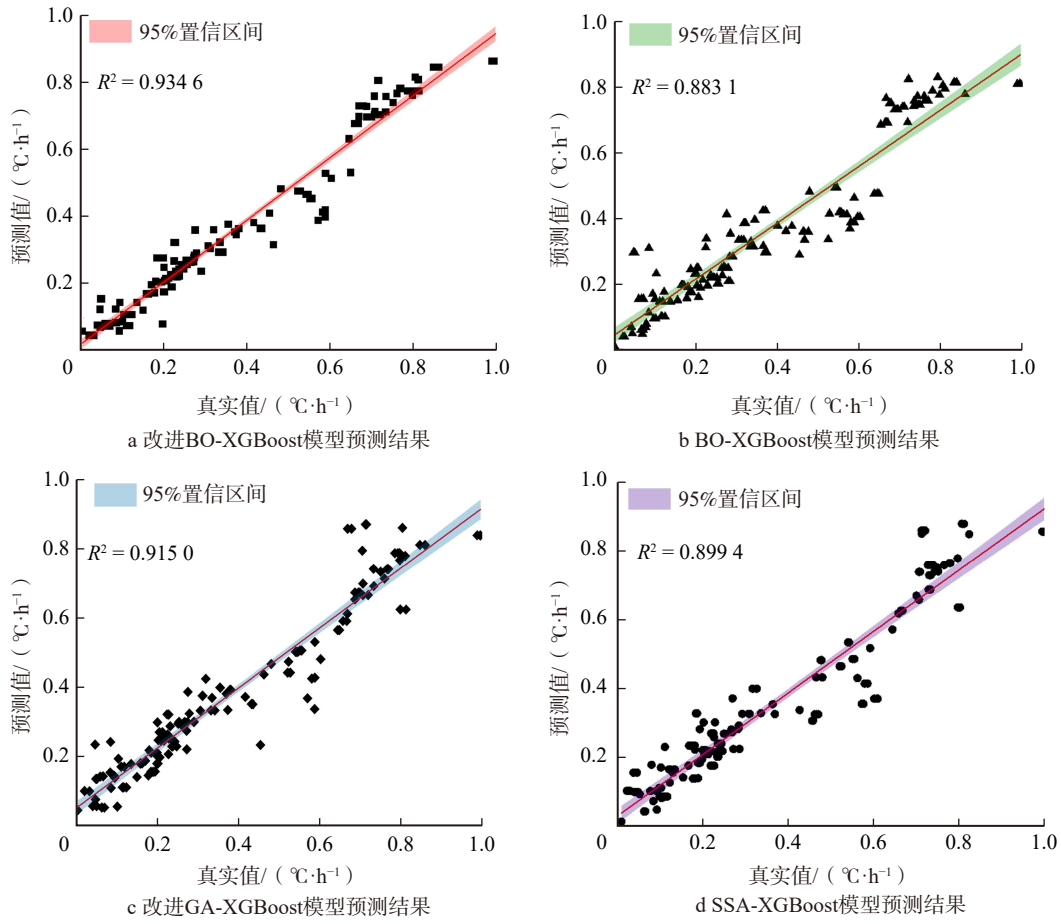


图 6　升温速率实测值与预测值对比图

Fig. 6　Comparison chart of measured and predicted values of heating rate

表 3　模型改进前后对比

Tab. 3　Comparison before and after model improvement

模型	测试集R^2	测试集MAE	测试集S^2	测试集RMSE	测试集MAPE	运行时间/s
改进BO-XGBoost	0.934 6	0.040 9	0.936 1	0.064 8	27.589 3%	46.900 0
BO-XGBoost	0.883 1	0.061 6	0.884 3	0.087 4	35.093 7%	31.490 0
GA-XGBoost	0.915 0	0.054 2	0.915 2	0.073 7	35.192 5%	113.410 0
SSA-XGBoost	0.899 4	0.056 6	0.900 7	0.080 9	26.911 9%	129.030 0

进 BO-XGBoost 预测值与实测值的偏差程度更小，可有效抑制本研究阴燃升温速率预测中高温样本带来的预测偏差。模型 R^2 提升了 2.14%～5.83%，S^2 提升了 2.09%～5.86%，这表明更高的拟合优度以及对数据信息的解释能力，模型稳健性增强；在计算效率方面，改进 BO-XGBoost 模型的运行耗时略高于 BO-XGBoost 模型，但远低于另外两个模型，可兼顾预测性能与计算效率，更适配阴燃升温预测场景。

3.3 各模块对模型预测性能的影响

如表 4 所示，当移除 MF 多保真模块，测试集 R^2 由 0.934 6 降至 0.904 6，MAE 从 0.040 9 升至 0.058 2，说明该模块是提升预测精度与控制误差的核心；去除 Chebyshev 映射后，R^2 降至 0.911 1 的同时，多次数据划分的标准差从 0.004 2 增至 0.008 9，体现该映射兼具优化建模效果、增强模型稳定性的双重作用；移除自适应权重机制后，预测精度轻微下降，但迭代次数大幅增加，说明该模块可加速模型收敛过程。完整模型仅需 20 次迭代即可达到 R^2 = 0.934 6、MAE = 0.040 9 的综合性能，且稳定性处于较优水平，这也验证了 MF 多保真、Chebyshev 映射与自适应权重在精度、效率及稳定性方面的协同优化效果，而非简单叠加效应。

4 讨 论

4.1 多因子独立效应与交互作用共同调控腐殖质阴燃升温速率

含水率、粒径与风速均可显著影响兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率，各因子不仅具备显著独立效应，且两两变量间存在明显的交互作用。

本研究腐殖质含水率梯度较全面地覆盖了野外实地腐殖质的湿度范围。高含水率导致更多水分蒸发消耗热量，抑制阴燃升温，具体表现为升温速率随含水率增加逐渐递减，且在 10% 时显著下降，此后逐渐缓慢递减，二者呈显著负相关。该结果与尹赛男等[20]的研究具有较高一致性。相比之下，本研究通过方差分析得到含水率与粒径存在极显著交互作用（$P < 0.01$），其潜在物理机制为：小粒径腐殖质遇水易形成水膜并堵塞孔隙结构，水分吸热降温与孔隙通气受阻形成双重抑制效应，使得含水率与粒径交互作用极显著。

当粒径为 20 目时，升温速率存在最大中位数，且 25%～75% 分位区间整体处于最高水平，此时对兴安落叶松腐殖质阴燃反应强度促进效果最明显。本文与王明霞等[21]研究均表明：腐殖质粒径减小不利于地下火的燃烧，具体体现为升温速率下降，燃烧温度降低，以及蔓延速度减缓。此外，本研究揭示了粒径与风速的显著交互作用（$P < 0.05$），大粒径腐殖质内部气体通道通畅，风速可有效改善内部供氧，呈现出显著的交互调控规律。

当风速从 0 m/s 增至 6 m/s 时，升温速率升高，超过 6 m/s 后，升温速率下降。风速 4～6 m/s 时对腐殖质阴燃升温的促进效果最为明显，说明在该风速范围既能有效补充氧气，又不会因风速过高导致散热过快。与池泓颖[22]的研究相比，本文明确了 0～6 m/s 内升温速率与风速的正相关关系，得到含水率与风速存在极显著交互作用（$P < 0.01$），高含水率腐殖质会阻滞氧气扩散输运，有效削弱并抑制风速对阴燃升温的正向促进效应。

4.2 各模块协同可改善 BO-XGBoost 模型对阴燃升温速率的预测效果

本研究引入的 MF 方法、Chebyshev 映射及自适应权重机制可有效解决传统 BO 算法收敛慢、易陷局部最优等问题，提升模型的搜索效率和预测精度。腐殖质阴燃升温速率样本呈现分布不均衡特征，多数观测样本集中分布在中低温区间，高升温速率对应的观测样本数量偏少，直接影响贝叶斯超参数寻优过程。

在样本初始化阶段，传统贝叶斯优化采用随机采样方式，参数搜索过程易被占比更高的中低温样本主导，算法容易收敛至局部最优区间，难以完整捕捉不同升温区间对应的非线性规律，在 GA-XGBoost、SSA-XGBoost 等同类智能优化算法中同样存在此等问题。遗传算法采用固定形式的交叉、变异算子[23]，麻雀搜索算法设置固定样本权重分配模式[24]。相比之下，Chebyshev 映射可依托混沌序列完成初始超参采样，使采样点在参数空间分布均匀，弱

表 4 消融实验模型性能对比

Tab. 4 Performance comparison of ablation experiment models

模型	测试集 R^2	测试集MAE	最优迭代次数	标准差
全模型	0.934 6	0.040 9	20	0.004 2
去掉MF多保真方法	0.904 6	0.058 2	53	0.005 3
去掉Chebyshev映射	0.911 1	0.053 9	87	0.008 9
去掉自适应权重机制	0.929 6	0.048 0	98	0.002 0

化高密度样本对寻优方向的引导，扩大寻优初期对高升温工况的探索范围。对照消融试验结果(表 4)，该映射优化后的模型预测标准差从 0.008 9 降至 0.004 2，可知其通过改善初始种群的均匀性，提高了算法的全局搜索能力与稳定性。

然而，仅依靠均匀的初始采样无法平衡贝叶斯优化中的精度与计算开销矛盾。完整遍历参数空间时，仅采用高精度模型会带来较高运算成本，仅采用低精度模型会放大模型的预测偏差。多保真度优化策略与自适应权重机制可有效应对上述问题：多保真度策略划分高低精度代理模型，低保真模型快速遍历以提供全局信息，高保真模型针对候选采样点完成预测误差校正；自适应权重机制依据样本升温特征动态分配两类模型的权重，依靠平滑系数控制权重波动，适配阴燃升温数据的非线性特征，加快模型迭代收敛。改进 BO-XGBoost 模型 R^2 为 0.934 6，最优迭代次数仅为 20 次，在提升对全升温区间拟合能力的同时，降低了全域参数遍历带来的计算消耗。

4.3　研究局限与展望

本研究试验变量覆盖有限，仅选取含水率、粒径、风速 3 类因子，未纳入坡度[25]、降水[26]、林分结构等野外环境变量。受试验条件约束，本模型依托实验室调配的均质腐殖质样本完成训练，尚未开展野外实地观测验证，仅适用于室内模拟工况下的升温速率预测。本文旨在验证改进 BO 算法对 XGBoost 超参数寻优性能的提升，因此主要在统一 XGBoost 框架下比较不同优化策略，未进一步纳入随机森林、LSTM 等不同结构的主流预测模型。不同模型之间的横向对比侧重评估模型固有架构的预测表现，故本研究暂未开展该类分析。后续研究将扩充梯度水平与试验组数，结合野外坡度、植被分布等因子校正模型，构建适配真实林区环境的阴燃升温预测模型。

5　结　　论

本研究通过室内阴燃试验，探究了兴安落叶松腐殖质在不同含水率、粒径和风速条件下的阴燃升温速率，分析了各因子的独立效应与交互作用；为解决传统模型在升温速率预测中易陷入局部最优、初始样本分布不均及收敛速度慢的问题，引入 MF 多保真度策略、Chebyshev 映射和自适应权重机制，构建了基于改进 BO-XGBoost 的升温速率预测模型，提高了预测精度和收敛速度，为阴燃火行为预测提供了算法思路。本研究主要结论有以下 2 点。

(1)兴安落叶松腐殖质在含水率 5%、粒径 20 目、风速 6 m/s 时，升温速率最大值为 540.54 ℃/h。升温速率与含水率、粒径目数呈负相关；在 0 ~ 6 m/s 风速区间内，升温速率与风速呈正相关，6 m/s 为临界风速。含水率与粒径、含水率与风速的交互作用极显著($P < 0.01$)，粒径与风速的交互作用显著($P < 0.05$)。3 类因子通过孔隙通气、水分蒸发和氧气补给的耦合，共同调控腐殖质的阴燃升温过程。

(2)改进 BO-XGBoost 模型在预测兴安落叶松腐殖质阴燃升温速率方面表现优异。与其他 3 个模型(BO-XGBoost、GA-XGBoost、SSA-XGBoost)相比，该模型的 R^2 至少提升 2.14%，MAE 至少降低 24.54%，S^2 至少提升 2.09%，RMSE 至少降低 12.08%，在腐殖质阴燃预测中表现出较高的准确性和稳定性。

参　考　文　献

[1] 李维伟, 杨雪清, 张一鸣, 等. 基于小班尺度的北京市密云区森林火灾危险性评价 [J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(2): 75−86.
Li W W, Yang X Q, Zhang Y M, et al. Hazard assessment of forest fire in Miyun District of Beijing based on the subcompartment scale [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(2): 75−86.

[2] 王烁, 韩大校, 王千雪, 等. 不同林火烈度对大兴安岭兴安落叶松天然林林木空间分布格局的影响 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(2): 87−95.
Wang S, Han D X, Wang Q X, et al. Effects of different forest fire intensities on the spatial distribution pattern of natural *Larix gmelinii* forests in the Great Xing'an Mountains of northeastern China [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(2): 87−95.

[3] 刘洋鹏, 吴泽鹏, 周宇飞. 新形势下森林火灾综合防治管理初探 [J]. 森林防火, 2024, 42(3): 38−41.
Liu Y P, Wu Z P, Zhou Y F. A preliminary study of integrated forest fire prevention and control management in the new situation [J]. Journal of Wildland Fire Science, 2024, 42(3): 38−41.

[4] 杨玖玲, 黄蔚, 王皓良, 等. 四川凉山州林区腐殖质阴燃传播特性的试验研究 [J]. 安全与环境学报, 2024, 24(7): 2565−2573.
Yang J L, Huang W, Wang H L, et al. Experimental study on smouldering propagation characteristics of humus in Liangshan Prefecture, Sichuan Province [J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(7): 2565−2573.

[5] 王越, 何诚, 张思玉, 等. 大兴安岭落叶松林腐殖质的热解特性及烟气成分 [J]. 林业工程学报, 2020, 5(3): 155−160.
Wang Y, He C, Zhang S Y, et al. Pyrolysis characteristics and smoke composition of humus of *Larix gmelinii* in Da Hinggan Mountains [J]. China Forestry Science and Technology, 2020, 5(3): 155−160.

[6] 王立轩, 杨光, 高佳琪, 等. 兴安落叶松火烧迹地林褥层可溶性有机质的时间变化特征 [J]. 生态学杂志, 2020, 39(12): 3913−3923.
Wang L X, Yang G, Gao J Q, et al. Temporal variation of dissolved organic matter in post-fire forest floor of *Larix gmelinii* [J]. Chinese Journal of Ecology, 2020, 39(12): 3913−3923.

[7] 于渤, 王明霞, 崔晨曦, 等. 我国北方森林地下火燃烧温度预

测 [J]. 北华大学学报 (自然科学版), 2023, 24(2): 244−251.
Yu B, Wang M X, Cui C X, et al. Prediction of combustion temperature of forest sub-surface fires in northern China [J]. Journal of Beihua University (Natural Science), 2023, 24(2): 244−251.

[8] 高博, 尹赛男, 韩喜越, 等. 腐殖质粒径和燃烧深度对兴安落叶松人工林地下火燃烧温度的影响 [J]. 生态学报, 2022, 42(17): 7234−7243.
Gao B, Yin S N, Han X Y, et al. Effects of humus particle and combustion depth on combustion temperature of underground fires in *Larix gmelinii* plantations [J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(17): 7234−7243.

[9] 池泓颖, 辛颖, 朱梦龙, 等. 森林腐殖质热解动力学模型对比与分析 [J]. 消防科学与技术, 2022, 41(12): 1741−1745.
Chi H Y, Xin Y, Zhu M L, et al. Comparison and analysis of kinetic models of pyrolysis of forest humus [J]. Fire Science and Technology, 2022, 41(12): 1741−1745.

[10] Sudhoff P, Krause U. A numerical model for predicting the smoldering behavior of bio-based insulation materials: model theory and validation [J]. Fire Safety Journal, 2025, 152: 104351.

[11] 辛颖, 李禹洁, 邢美净. 基于红外图像的森林凋落物阴燃火灾探测 [J]. 消防科学与技术, 2018, 37(1): 61−64.
Xin Y, Li Y J, Xing M J. Forest litter smoldering fire detection based on infrared image [J]. Fire Science and Technology, 2018, 37(1): 61−64.

[12] Pang Y, Li Y, Feng Z, et al. Forest fire occurrence prediction in China based on machine learning methods [J]. Remote Sensing, 2022, 14(21): 5546.

[13] 朱龙祥, 王自法, 张昕, 等. 基于 GIS 和多种机器学习算法的广东省森林火灾预测模型 [J]. 林业工程学报, 2024, 9(3): 159−167.
Zhu L X, Wang Z F, Zhang X, et al. Forest fire prediction models for Guangdong Province based onGIS and multiple machine learning algorithms [J]. Journal of Forestry Engineering, 2024, 9(3): 159−167.

[14] Song Q, Wang X, Zhang W, et al. Digital twin technology for sewage sludge smoldering process and CO/NO_x emissions based on back propagation neural network: A laboratory experimental study [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2024, 191: 1883−1895.

[15] 徐志霞, 张雅倩, 陶月, 等. 不同分解程度木麻黄凋落物的养分特征及微生物功能多样性分析 [J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2020, 44(2): 197−205.
Xu Z X, Zhang Y Q, Tao Y, et al. Nutrient composition of litters and functional diversity of different microorganisms in various decomposition stages of *Casuarina equisetifolia* plantations [J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2020, 44(2): 197−205.

[16] Geng Y, Ji Y, Wang D, et al. Strength prediction of recycled concrete using hybrid artificial intelligence models with Gaussian noise addition [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 149: 110566.

[17] Lei Y, Shen Z, Tian F, et al. Fire risk level prediction of timber heritage buildings based on entropy and XGBoost [J]. Journal of Cultural Heritage, 2023, 63: 11−22.

[18] Hou Y, Liu S. Predictive modeling and validation of carbon emissions from China's coastal construction industry: a BO-XGBoost ensemble approach [J]. Sustainability, 2024, 16(10): 4215.

[19] Zaheri M, Li C, Ranjbarnia M, et al. Predicting long-term displacements of deep tunnels using an artificial neural network optimized by sand cat swarm optimization with Chebyshev map [J]. Environmental Earth Sciences, 2024, 83(8): 228.

[20] 尹赛男, 单延龙, 陈响, 等. 不同恢复程度的长白山风灾区地下火阴燃特征和发生概率模拟 [J]. 林业科学, 2023, 59(9): 117−126.
Yin S N, Shan Y L, Chen X, et al. Simulation of the smoldering characteristics and occurrence probability of sub-surface fires in the typhoon-caused disaster areas of Changbaishan Mountain with different recovery degrees [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2023, 59(9): 117−126.

[21] 王明霞, 王雅钧, 汪凤琴, 等. 基于模拟点烧不同加热时间和腐殖质粒径对森林地下火垂直燃烧的影响 [J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(3): 66−72.
Wang M X, Wang Y J, Wang F Q, et al. Effects of different heating times and humus particle sizes on vertical combustion of forest underground fire based on simulated spot burning [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(3): 66−72.

[22] 池泓颖. 兴安落叶松腐殖质热解动力学与阴燃蔓延研究 [D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2024.
Chi H Y. Study on pyrolysis kinetics and spreading of smoldering of *Larix gmelinii* humus[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2024.

[23] Li W, Peng Y, Peng K. Diabetes prediction model based on GA-XGBoost and stacking ensemble algorithm [J]. PLoS One, 2024, 19(9): e0311222.

[24] Xie H, Lin P, Kang J, et al. Prediction method of rock uniaxial compressive strength based on feature optimization and SSA-XGBoost [J]. Sustainability, 2024, 16(19): 8460.

[25] Christensen E G, Hu Y, Purnomo D M J, et al. Influence of wind and slope on multidimensional smouldering peat fires [J]. Proceedings of the Combustion Institute, 2021, 38(3): 5033−5041.

[26] 何诚, 舒立福, 刘柯珍. 大兴安岭地区夏季森林火灾环境因子特征分析 [J]. 西南林业大学学报, 2021, 41(3): 87−93.
He C, Shu L F, Liu K Z. Analysis on environmental factors' characteristics of summer forest fire in Daxing'an Mountains [J]. Journal of Southwest Forestry University, 2021, 41(3): 87−93.

（责任编辑 吴 娟
责任编委 李文彬）