

密集烤房烟叶含水率空间分布在线检测系统设计与试验

张 烨 李圣陶 黄建江 陈铸荣 孙懿清 李长友 李成杰

(华南农业大学工程学院, 广州 510642)

摘要: 密集烤房烘烤过程缺乏含水率空间分布在线检测手段,导致工艺调控响应滞后,烟叶烤青、挂灰等问题频发。提出了一种基于稀疏称量网络与机器学习的烟叶含水率空间分布在线检测新方法。该方法以烤房前端截面的烟叶质量、瞬时脱水速率及环境温湿度作为动态特征参量,结合目标点的空间坐标,建立了从含水率局部测量到空间分布的非线性映射关系。在此基础上,采用贝叶斯优化(BO)对构建的 XGBoost 模型超参数进行全局优化,获得适应阶段性变温调湿特性的含水率空间分布预测模型,并集成称量传感网络开发在线检测系统,进行了验证试验。结果表明,测试集中预测模型的 R^2 、MAE 和 RMSE 分别为 0.996、0.76% 和 1.14%,预测性能优于 SVR、MLP 对比模型。在线验证试验发现,烟叶含水率预测值与实测值的平均 R^2 、MAE 和 RMSE 分别为 0.978、2.77% 和 3.66%,表明检测系统的可靠性。变黄期(38℃)、定色期(48℃)和干筋期(65℃)含水率空间分布的变异系数分别为 1.73%、8.27% 和 20.02%,明确烟叶含水率均匀度随烘烤进程逐步下降,证实检测系统可对含水率空间分布均匀性进行有效量化。研究结果为实现烟叶烘烤工艺参数的精准调控提供了技术支撑。

关键词: 烟叶烘烤; 含水率空间分布; 在线检测; XGBoost 模型; 贝叶斯优化

中图分类号: TS44⁺1

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)11-0405-11

OSID:



Design and Experiment of Online Detection System for Spatial Distribution of Tobacco Leaf Moisture Content in Bulk Curing Barns

ZHANG Ye LI Shengtao HUANG Jianjiang CHEN Zhurong SUN Yiqing LI Changyou LI Chengjie

(College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: The lack of online detection methods for spatial moisture content distribution during the curing process in bulk curing barns leads to delayed process control responses and frequent issues such as greenish and spotted tobacco leaves. A novel online detection method was proposed based on a sparse weighing network and machine learning. This method established a nonlinear mapping from local moisture content measurements to spatial distribution, using dynamic features including tobacco weight, instantaneous dehydration rate, and ambient temperature and humidity from the front section of the barn, combined with the spatial coordinates of target points. On this basis, Bayesian optimization (BO) was employed to globally optimize the hyperparameters of the constructed XGBoost model, resulting in a predictive model adapted to the stage-varying temperature and humidity characteristics. An online detection system integrated with the weighing sensor network was developed and validated. Results demonstrated that the proposed prediction model delivered excellent prediction performance on the independent test set, with a coefficient of determination (R^2) of 0.996, a mean absolute error (MAE) of 0.76% and a root mean square error (RMSE) of 1.14% for the original wet basis moisture content of tobacco leaves, significantly outperforming the conventional SVR and MLP models. Online validation tests showed that the average R^2 between the predicted and measured original moisture content was 0.978, with mean absolute error of 2.77% and average RMSE of 3.66%, demonstrating the system's high reliability. The coefficients of variation for spatial moisture content distribution during the yellowing

收稿日期: 2025-10-27 修回日期: 2026-01-06

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFD2000104)、国家自然科学基金项目(32401725、32171906)和广东省烟草专卖局科技项目(2021440000240143)

作者简介: 张烨(1986—),男,副教授,博士,主要从事农产品智能干燥研究,E-mail: zhangye@scau.edu.cn

通信作者: 李成杰(1994—),男,副教授,博士,主要从事智能干燥装备系统理论与技术研究,E-mail: chengjie.li@scau.edu.cn

送风口 1 000 mm 处,重点检测靠近热风出入口的高风速、高温度变化区域;截面 B:位于烤房长度二等分点 4 000 mm,覆盖气流稳定的装烟室中部区域;截面 C:位于 6 000 mm 处,对易形成湿热累积的远端缓流区域进行检测。在每个检测截面内,于上、中、下 3 层棚架(垂直层高 700 mm,层间距 100 mm)均布设检测单元,共建立 9 个检测单元。检测单元按截面分层编号:截面 A 为 1~3 号,截面 B 为 4~6 号,截面 C 为 7~9 号。图 1b 所示,每个检测单元集成了干湿球传感器和含水率检测装置,通过 RS485 通讯网络连接至中央控制箱,由工控计算机实现数据统一采集与存储。

为实现烟叶在线称量,设计了含水率检测装置,如图 2 所示。该装置在钢架结构的 4 个支撑点安装高精度压力式应变传感器,共同搭载 5 杆烟叶,实现同步实时称量。装置量程为 0~120 kg,精度为 0.01 kg,传感器内置耐高温补偿应变片,在-10~80℃ 环境下可以长时间稳定工作,能够适应烟叶烘烤过程中的高温高湿环境。

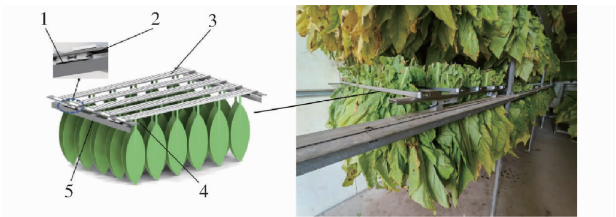


图 2 含水率检测装置

Fig.2 Moisture content monitoring device

1. 金属垫片 2. 压力式应变传感器 3. 烟夹 4. 支撑盖 5. 底座支架

采用基于称量法的含水率检测方法,并以标准

烘箱法^[21]的测量结果作为基准进行数据标定与验证。为构建模型训练数据集,在烘烤开始前使用标准烘箱法对各检测位置的烟叶样品进行抽样测量,获得烟叶初始湿基含水率为 $(84.18 \pm 0.92)\%$ 。同时遵循“同杆同质”原则,即同一烟杆上的烟叶状态和物理特性具有一致性。当训练后模型部署于在线检测时,采用批次初始含水率的统计均值 (84.18%) 作为所有检测点的统一初始条件。

每个含水率检测装置同步测量 5 杆烟叶质量,取其算术平均值作为该检测点的代表值,以降低由称量噪声或环境微扰动引起的随机误差^[22]。在线检测系统以 30 min 为间隔自动采集数据,将每小时内两次连续测量结果的平均值作为该时段的最终记录值,构建时间序列数据集。在烘烤结束后,再次使用烘箱法对各点烟叶进行抽样验证。

基于上述基准假设和烟叶实时质量变化,采用湿基含水率计算公式^[23]计算 t 时刻的含水率,即

$$w_t = \frac{m_t - m_0(1 - w_0)}{m_t} \times 100\% \tag{1}$$

式中 w_t ——烟叶 t 时刻的湿基含水率, %
 m_t ——烟叶 t 时刻的质量, kg
 m_0 ——烟叶初始鲜质量, kg
 w_0 ——烟叶初始湿基含水率, %

1.2 模型特征处理

本研究构建了融合时序动态特性、空间坐标与环境物理场的多维特征数据集,实现从局部传感点到烤房全局含水率空间分布的精准映射。图 3 所示,核心策略是利用烤房前端截面 A 的 3 个检测单元(A1、A2、A3)的实时数据,预测烤房内目标位置

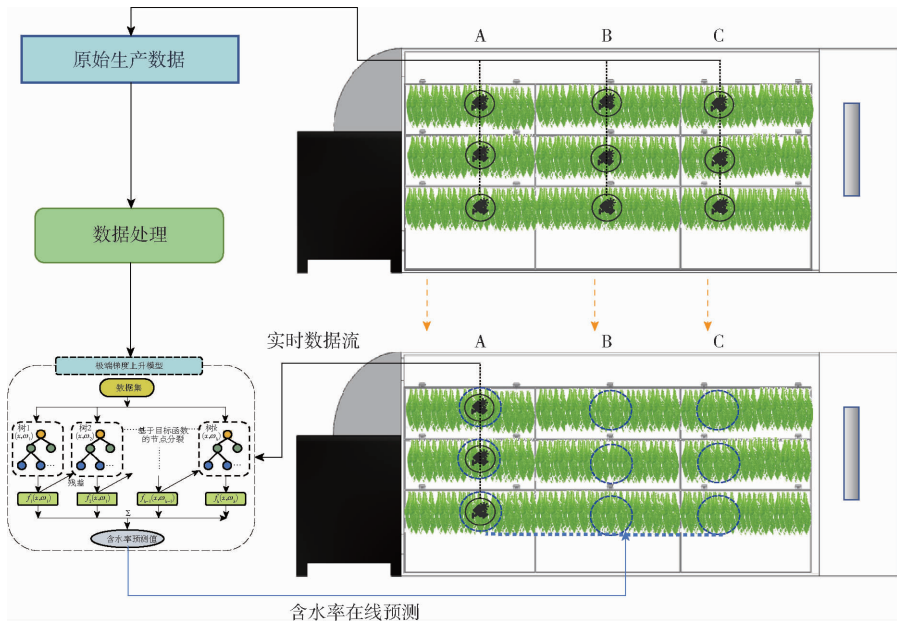


图 3 基于稀疏传感的含水率空间分布在线预测

Fig.3 Spatial distribution prediction of moisture content based on sparse sensing

的烟叶含水率。该方法基于密集烤房内部热质传递的物理机制:在强制对流烘烤系统中,从送风口流入的干燥介质,其状态变化是一个典型的入口条件主导的过程。文献[5]在其对烤房温湿度场的仿真与预测研究中指出,基于有限传感数据可高精度重建全局物理场,并验证了入口条件状态对全局场分布的作用。本研究将这一方法进行延伸,对烤房中烟叶含水率空间分布进行预测。

基于上述方法,选取前端截面 A 所记录的干球温度 T 、湿球温度 T_{wet} 、烟叶实时质量 W 作为系统输入的动态特征参量。为强化模型对烘烤动力学的表征能力,引入系统瞬时脱水速率作为动态特征,其表达式为

$$R_m(t) = \frac{W_t - W_{t-1}}{\Delta t} \tag{2}$$

式中 $R_m(t)$ ——系统瞬时脱水速率,kg/h
 $W_t、W_{t-1}$ ——当前时刻和上一时刻截面 A 检测单元的烟叶平均质量,kg
 Δt ——采样时间间隔,h

特征构建采用分层策略,将截面 A 的 3 个检测单元的特征向量 $\boldsymbol{F}_{Ai} = (T_{Ai}, T_{wet,Ai}, W_{Ai})$ 进行拼接,作为空间分布特征,表征进出口截面的物理梯度。引入系统瞬时脱水速率 $R_m(t)$ 作为系统动态特征,反映整体水分迁移趋势;提供目标预测单元的空间位置坐标作为位置基准,建立从入口条件到空间分布的映射关系。模型旨在学习复杂非线性函数,从而根据有限关键点状态,推断其余预测点空间位置的含水率分布。由此建立的映射关系为

$$M_{target} = f(\boldsymbol{F}_{A1}, \boldsymbol{F}_{A2}, \boldsymbol{F}_{A3}, t, w_0, R_m(t), x, y) \tag{3}$$

式中 M_{target} ——目标预测单元的含水率,%
 t ——烘烤时间,h
 x ——与风口的水平距离,m
 y ——离地垂直高度,m

特征经过整合划分为烤房环境参数、烘烤过程物料状态数据以及空间位置坐标,具体特征参数如表 1 所示。

表 1 数据集特征参数

Tab.1 Dataset feature parameters

特征类别	参数	数值
时序特征	烘烤时间/h	0 ~ 160
初始状态	烟叶初始含水率/%	83.26 ~ 85.10
动态变量	1/2/3 号检测单元质量/kg	1 ~ 15
动态变量	系统瞬时脱水速率/(kg·h ⁻¹)	
空间位置	检测单元离地垂直高度/m	1.3 ~ 2.9
空间位置	检测单元与风口水平距离/m	1 ~ 6
环境参数	1/2/3 号检测单元干球温度/℃	30 ~ 68
环境参数	1/2/3 号检测单元湿球温度/℃	35 ~ 42
输出变量	预测含水率/%	9.28 ~ 85.10

1.3 XGBoost 模型

为实现基于稀疏传感网络的烤房含水率空间分布高精度预测,需要模型具备处理非线性关系、抑制过拟合及高效训练的能力。本研究选用 XGBoost 模型,其基于梯度提升决策树(GBDT)进行改进,通过组合基函数与权重,实现对数据的出色拟合效果^[24]。图 4 所示,XGBoost 集成了多棵回归树(CART)以弥补单棵 CART 无法满足预测精度的不足,能够自动学习缺失值处理策略^[25-27]。

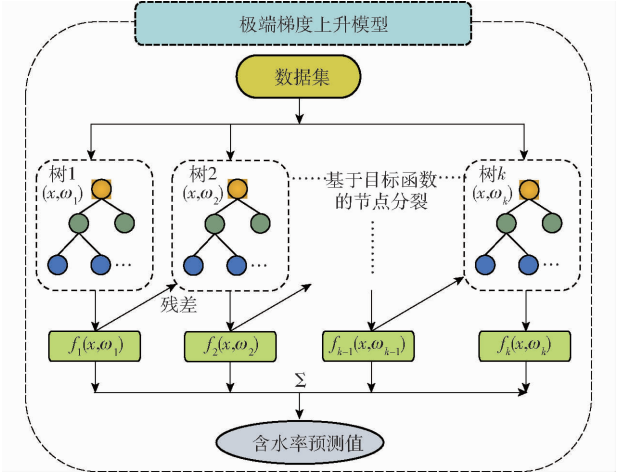


图 4 XGBoost 模型

Fig.4 XGBoost model

预测结果为所有 CART 树的得分综合^[28],模型预测值公式为

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(\boldsymbol{x}_i) \quad (f_k \in F; i=1,2,\cdots,n) \tag{4}$$

式中 $\hat{y}_i$ ——第 i 个样本的预测值
 k ——树的数量
 F ——CART 树的集合空间
 $\boldsymbol{x}_i$ ——第 i 个数据点的特征向量

与传统的 GBDT 不同,XGBoost 在损失函数中引入了正则化项,针对某些损失函数导数计算困难的问题,采用损失函数的二阶泰勒展开来接近拟合真实损失函数,目标函数公式为

$$L = \sum_{i=1}^n \left(g f_i(\boldsymbol{x}_i) + \frac{1}{2} h_i f_i^2(\boldsymbol{x}_i) \right) + \Omega(f_i) \tag{5}$$

$$\Omega(f_i) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \tag{6}$$

式中 L ——损失函数
 $\Omega(f_i)$ ——正则化函数
 f_i —— t 轮新增树模型
 g_i —— $t-1$ 轮迭代的预测值所求一阶导数
 h_i —— $t-1$ 轮迭代的预测值所求二阶导数
 T ——叶子节点数量
 λ ——模型正则化系数
 γ ——叶子分裂阈值

ω_j ——第 j 个叶子的权重

1.4 贝叶斯优化

XGBoost 模型预测性能的发挥高度依赖于其超参数的合理配置^[29-30]。尽管模型本身具有较强的拟合能力,但对于烟叶烘烤具有时空异质性和强非线性特征的复杂过程,经验性或默认参数设置往往难以充分捕捉其内在动力学规律,导致模型性能与泛化能力均存在不确定性。模型复杂度、学习率以及正则化参数等共同决定了模型的偏差-方差权衡。在烟叶烘烤预测中,随机的参数组合过度平滑了检测点之间的温度、湿度梯度变化,无法准确体现不同空间位置脱水速率的差异,从而影响含水率空间分布预测的精度。

为解决上述问题,本研究采用贝叶斯优化 XGBoost 模型 (BO - XGBoost),以较少的评估次数实现超参数的自动化全局寻优。该方法通过构建目标函数的概率代理模型,以有限的评估次数实现超参数的寻优^[31]。优化过程以最小化验证集上的均方根误差为目标,共执行 50 轮迭代。在每轮迭代中,使用当前超参数组合在训练集上训练模型,并在独立的验证集上评估性能,指导下一轮的超参数选择。关键超参数的搜索空间设定如下,模型复杂度 (max_depth): [3, 10], 学习率 (learning_rate): [0.01, 0.3], 树的数量 (n_estimators): [100, 300], 训练样本采样比例 (subsample): [0.7, 1.0], 特征采样比例 (colsample_bytree): [0.7, 1.0], 正则化项 (reg_lambda): [1, 5]。

1.5 模型可解释性分析

本研究采用基于博弈论的 SHAP (SHapley additive exPlanations) 方法对训练完成的最优 BO - XGBoost 模型开展可解释性分析^[25]。SHAP 值可统一量化单个特征对于单一样本预测结果的贡献度,本文通过 SHAP 分析,评估烟叶质量、空间位置、环境温湿度等物理参量在含水率空间分布预测中的重要性,增强模型预测结果的物理可解释性。

1.6 含水率分布检测系统

本研究集成前述传感网络和含水率预测模型,构建完整的在线检测系统,如图 5 所示。按数据流程具体可分为离线训练与在线检测两个阶段,在离线训练阶段,系统基于历史烘烤数据集,按照上述流程训练并优化 BO - XGBoost 预测模型。待模型性能满足预设阈值后,将其序列化并部署于云服务器,封装为可通过标准网络协议调用的预测服务接口 (API)。在线检测阶段则构成了系统的实时运行环路。部署于烤房现场工控设备的上位机软件,通过 RS485 总线周期性地采集各传感节点的原始数据;

随后,数据在本地完成初步清洗与特征构建,并通过 HTTP 协议传输至云端预测服务;服务端返回的含水率空间分布预测结果,最终在上位机界面以热力图等形式进行实时可视化展示。此系统实现了对烘烤进程中烟叶含水状态从局部感知到空间分布的转化,为工艺精准调控提供了直接的决策支持。

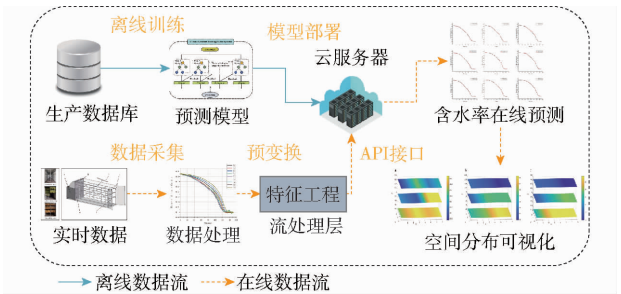


图 5 含水率空间分布在线检测系统
Fig. 5 Online detection system for spatial distribution of moisture content

2 试验

2.1 试验材料

研究对象为广东省种植的“粤烟 97”品种中部烟叶,成熟度一致,无病虫害。试验在广东省南雄烟草科学研究所烘烤实验基地进行。选用符合行业标准的热风下降式密集烤房,分 3 层悬挂烟叶,共 300 杆,每杆装烟叶约 15 kg,总装载量 4 500 kg。墙体为聚氨酯保温材料,气密性与保温性良好。所用仪器设备包括:DLPXL-130 型压力传感器(蚌埠启晟传感器有限公司)、6 孔方头型干湿球传感器(深圳市久喜电子有限公司)、DHG070B 型空气对流烘箱(上海安亭科学仪器厂)、DT-9000 型通讯模块 485(广州帝特电子有限公司)及 J-1900 型工控计算机(深圳研诚拓科技有限公司)。

2.2 验证试验与评价指标

为评估本研究提出的含水率空间分布预测模型与在线检测系统的性能,分别对模型算法性能、系统检测精度进行验证。

首先进行模型性能对比,在相同的训练集与测试集划分下,选取支持向量回归 (Support vector regression, SVR)、多层感知机 (Multilayer perceptron, MLP) 以及采用默认超参数的 XGBoost 模型作为对比基准^[32],评估贝叶斯优化对 XGBoost 模型预测精度的提升效果。数据集共 2 782 个有效数据样本,剔除异常值和缺失值处理后,按比例 7:2:1 随机划分为训练集、验证集和测试集,验证集用于贝叶斯优化过程中的模型性能评估与早停,测试集则用于最终评估模型的泛化性能,不参与训练与优化。为消除量纲影响,采用 min-max 对特征

数据进行归一化处理^[33]。

其次,在标准烘烤工艺条件下运行在线检测系统,通过每小时同步采集各检测单元含水率的在线检测值与基于称量法的实测参考值,对完整烘烤时序进行对比分析与误差计算,评估系统在线检测精度。

采用均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 和决定系数 R^2 作为评价指标^[34]。

3 结果与分析

3.1 模型训练

3.1.1 超参数优化与模型训练

基于贝叶斯优化算法对 XGBoost 模型的超参数进行调优。优化过程以最小化验证集上的均方根误差 (RMSE) 为目标,通过 50 轮迭代智能搜索最优参数组合。图 6 所示,超参数优化过程展示了验证集性能随迭代次数的趋势。

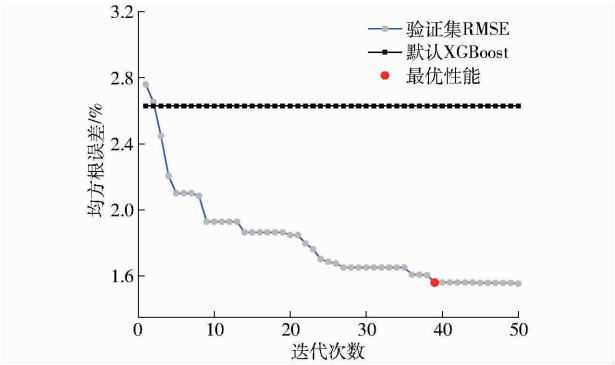


图 6 模型训练优化

Fig. 6 Model hyperparameter optimization process

优化过程呈现收敛特征, RMSE 从初始 2.8% 逐步下降至 1.58% 并保持稳定, 在第 39 次迭代获得最优性能, 表明算法已充分收敛, 获得鲁棒性强的超参数配置。最终获得的最优模型参数为: max_depth = 7, learning_rate = 0.1, n_estimators = 200, subsample = 0.8, reg_lambda = 3。

3.1.2 模型性能比较

各模型的预测含水率与实测含水率散点图如图 7 所示, BO - XGBoost 预测点紧密分布于基准线两侧, 表现出最优的拟合精度。

BO - XGBoost 模型 R^2 为 0.996, 显著高于其他模型, 表明该模型对目标变量的解释拟合能力强, 其次是 XGBoost 模型的 R^2 为 0.988, 其他两个模型的 R^2 较低。在误差指标方面, BO - XGBoost 模型的 RMSE 为 1.14%, 表现出更强的预测稳定性。MAE 指标同样验证这一结论, BO - XGBoost 模型 MAE 为 0.76%, 优于其他模型的训练表现。综上, BO -

XGBoost 模型在烟叶含水率预测中展现良好的拟合精度, 误差波动最小, 适用于密集烤房烟叶含水率分布的预测。

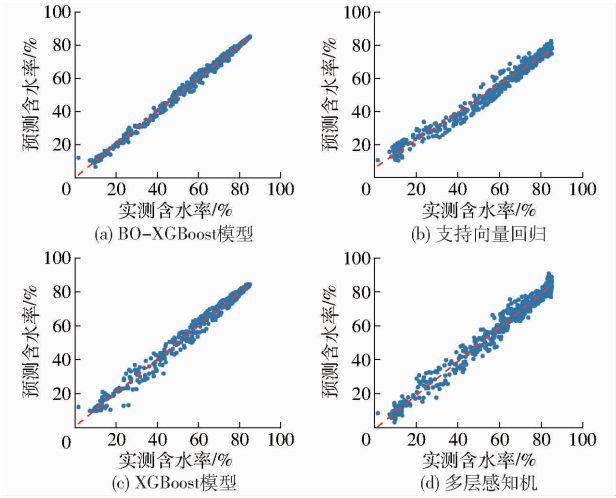


图 7 模型训练效果对比

Fig. 7 Comparison of model training effects

3.1.3 模型可解释性分析

图 8 为 BO - XGBoost 模型的 SHAP 摘要图, 横轴表示特征对模型输出的影响方向和程度, 纵轴为按特征重要性降序排列的特征列表。每个数据点代表一个样本, 颜色对应特征取值 (红色为高值, 蓝色为低值)。

由图 8 可知, 来自截面 A (1、2、3 号检测单元) 的烟叶实时质量与系统瞬时脱水速率是模型 SHAP 值最大的特征, 代表烟叶实时干燥过程的变化趋势。此外, 空间位置坐标是影响含水率分布预测结果的空间基准, 其重要性高于烘烤时间, 这表明在本研究的烤房环境中, 空间位置差异所导致的热湿场不均匀性, 对含水率分布的影响超过了烘烤时间。此外, 环境干湿球温度特征重要性相对较低, 其影响方向与“高温加速水分蒸发、高湿制约脱水”的热质传递规律一致。烟叶初始含水率位于纵轴底部, SHAP 值幅度最小, 仅作为边界条件, 对烘烤中后期含水率的影响有限。

3.2 含水率分布在线检测性能验证

在数据集来源烤房进行在线含水率分布验证试验。如图 9 所示, 将烘烤过程中不同位置烟叶含水率随时间变化的实测值与预测值进行对比, 并标注了 R^2 、MAE 和 RMSE 等评估指标。

从整体干燥动态趋势来看, 各检测单元含水率的实测曲线与预测曲线均呈现随时间递减态势。在烘烤时间 132 ~ 151 h, 各检测单元烟叶陆续趋于含水率平稳状态或达到干燥目标。

在预测效果方面, 部分检测单元如图 9a、9b、9d (对应检测单元 1、2 和 4) 的预测值曲线在烘烤初期

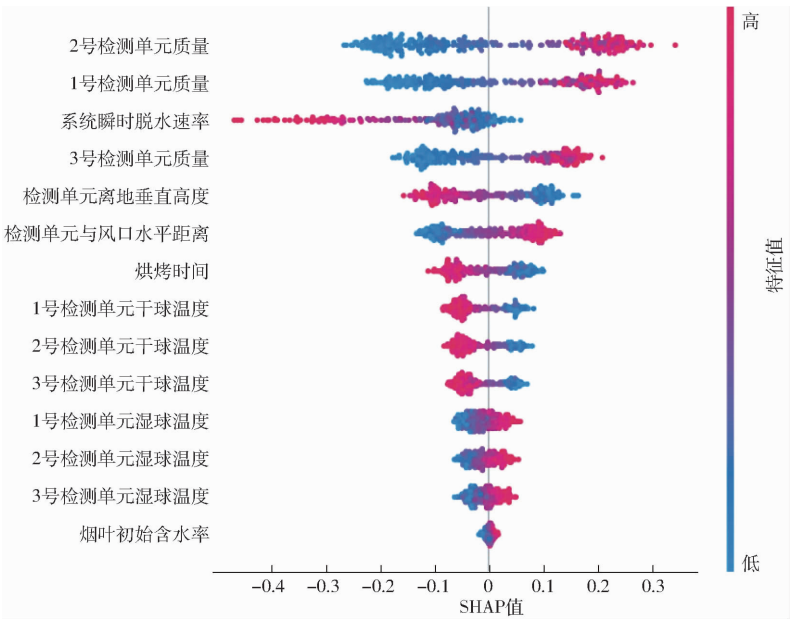


图 8 BO-XGBoost 模型 SHAP 摘要图

Fig. 8 SHAP summary plot of BO-XGBoost model

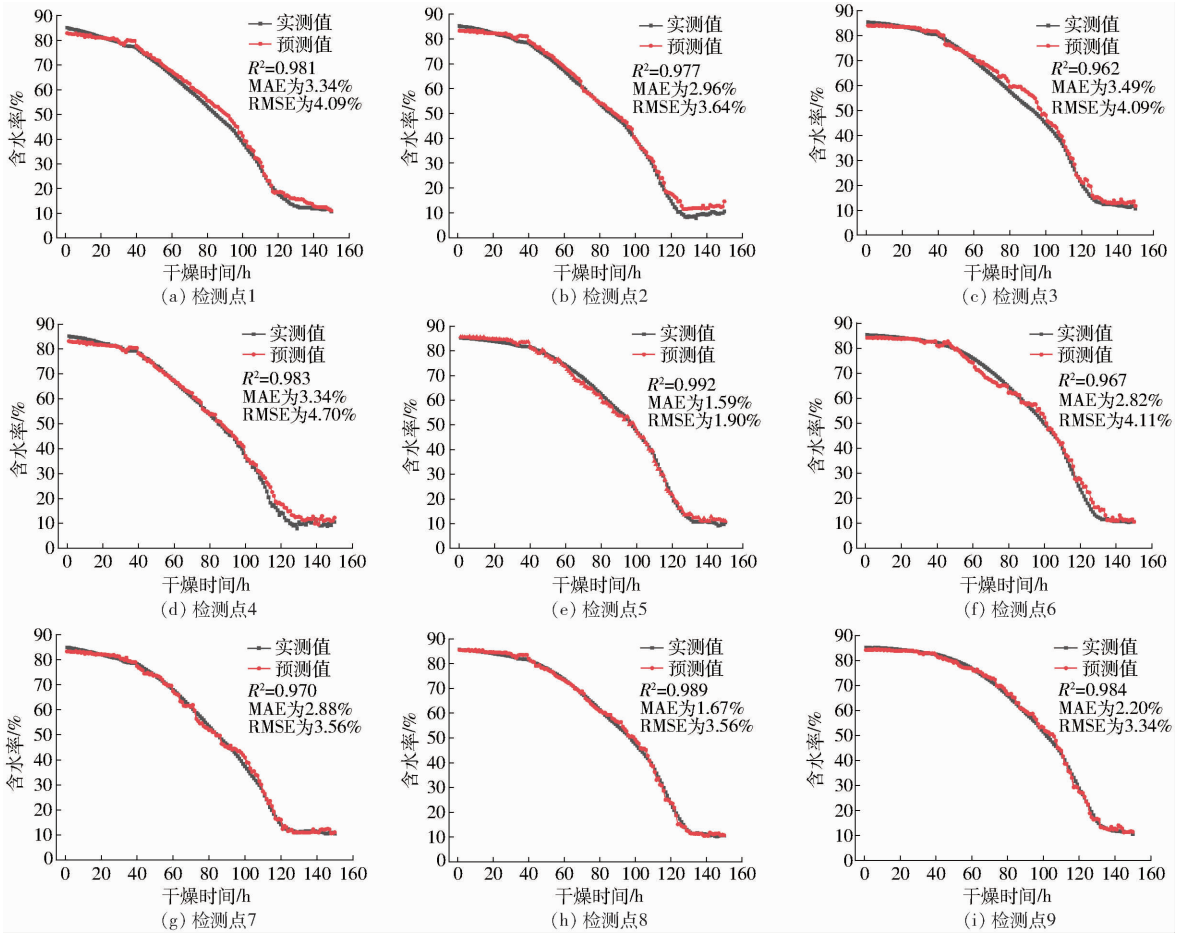


图 9 在线含水率预测验证

Fig. 9 Online moisture content prediction validation

或末期出现偏差,含水率最大绝对残差为 3.47%、4.32% 和 3.61%。其中,初期残差主要与在线检测时无法逐点实测初始含水率,采用统一均值作为初始条件引入了短暂的启动偏差有关。

而进入烘烤中后期后,初始偏差的影响逐渐衰减,残差则源于烘烤末期烤房内逐渐加剧的热湿场不均匀性,以及烟叶自身在低含水率阶段干燥特性变化所导致的建模挑战。考虑到该批次烟叶初始含

水率的标准差为 $\pm 0.92\%$, 整体属于可接受误差范围。

此外,图 9c(检测单元 3)因邻靠回风口,通风条件良好但局部温湿度波动显著,定色期快速脱水阶段出现预测值高于实测值现象,主要归因于烤房局部湿热均匀性较差,导致该区域实际脱水速率快于模型预测的脱水速率,进一步说明模型残差的主要来源是烤房内客观存在的环境参数波动。

综合来看,预测曲线与实测值的拟合程度较高,含水率变化趋势保持高度一致,表明该模型具备出色表征检测位置烟叶干燥脱水状态的能力。 R^2 为 $0.962 \sim 0.992$, 平均值 0.978 ; MAE 为 $1.59\% \sim 3.49\%$, 平均值 2.77% ; RMSE 为 $1.90\% \sim 4.70\%$,

平均值 3.66% , 验证效果良好,模型满足含水率在 线分布检测的精度要求。

3.3 烟叶含水率空间分布

烟叶烘烤遵循工艺规范^[35],其干湿球温度动态调控曲线如图 10a 所示。干球温度采用阶梯性升温策略:初始阶段以缓速升温为主,满足烟叶内在的酶促生化反应需求^[36];中期(60 ~ 120 h)为水分蒸发的关键阶段,通过提高升温速率增强水分蒸发驱动力;后期持续升温至工艺设定峰值,确保主脉完全干燥。湿球温度控制遵循“前稳后调”原则,前期维持低位以促进内部水分扩散;中后期设定温度逐步提高,通过排湿控制使烤房内相对湿度持续下降,空气载湿能力不断增强,从而实现与干球温度的协同调控作用。

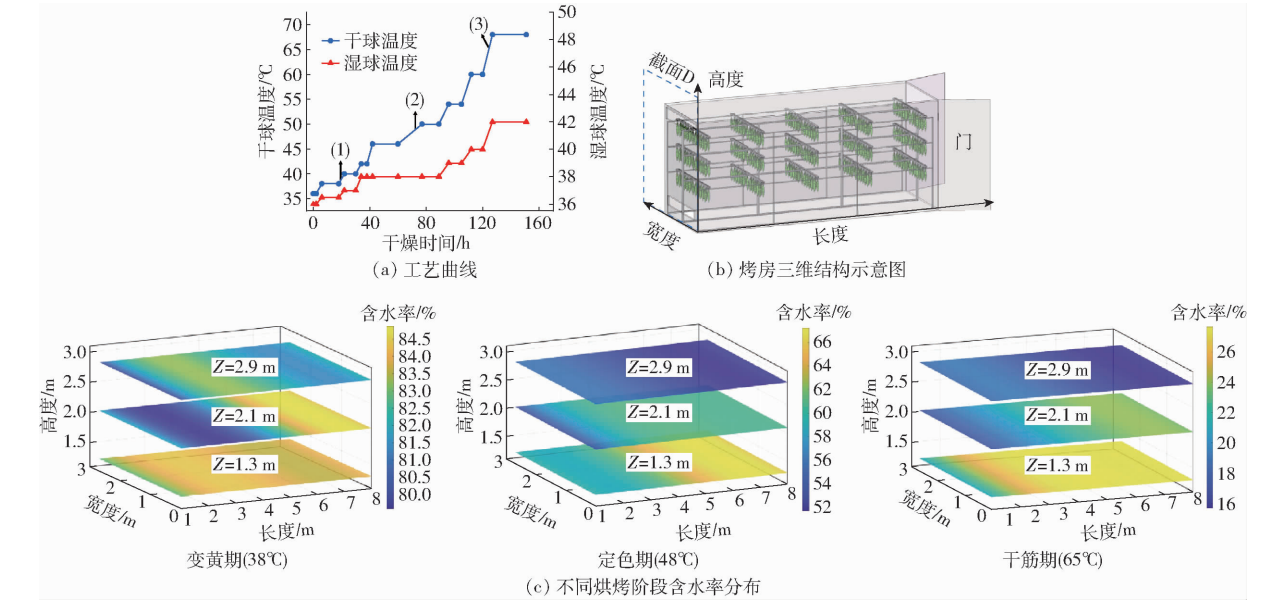


图 10 密集烤房含水率空间分布预测

Fig. 10 Predicted distribution of moisture content in tobacco bulk curing barns

为解析烤房(图 10b)内水分分布规律,本研究选取变黄期(38℃)、定色期(48℃)和干筋期(65℃)作为特征温度点,开展含水率空间分布预测分析(图 10c)。结果表明:

(1) 38℃(变黄中后期),烟叶含水率处于 $80.3\% \sim 84.1\%$ 区间,均值 82.49% ,标准差 1.42% ,变异系数仅 1.73% ,反映出该阶段含水率分布较为均匀。这是由于变黄期温湿度参数相对稳定,干燥介质的流动场成为影响烟叶水分分布的主导因素,各烟叶间层水分梯度较小。

(2) 当温度升至 48℃ (定色中期),烟叶含水率区间降至 $52\% \sim 66\%$,均值为 58.39% ,标准差增至 4.83% ,变异系数为 8.27% ,结果表明温度变化对烘烤过程水分分布具有显著影响。该现象源于温度提升加快了水分蒸发速度;同时,干燥介质的湿分增

加对局部区域烟叶脱水形成抑制,导致烟叶层各区域的水分迁移速度出现差异。

(3) 65℃ (干筋中期)时,烟叶含水率进一步降至 $16\% \sim 26\%$,均值为 21.32% ,标准差为 4.27% ,变异系数达到 20.02% ,含水率空间分布极不均匀。此阶段,靠近送风口且通风顺畅的烟叶区域,脱水速率快,基本完成烟叶烘烤;而通风死角、易于累积湿分的区域,烟叶水分散失缓慢,需延长烘烤时间完成干燥作业,加剧含水率空间分布差异性。

3.4 温湿度场分布对比

烤房内温度场和湿度场的耦合作用对烟叶水分分布状态具有关键性影响。图 11 基于传感器网络数据,重建了与图 10c 所示含水率分布相对应阶段的温度场和湿度场,其不均匀性与含水率分布规律存在明显关联。

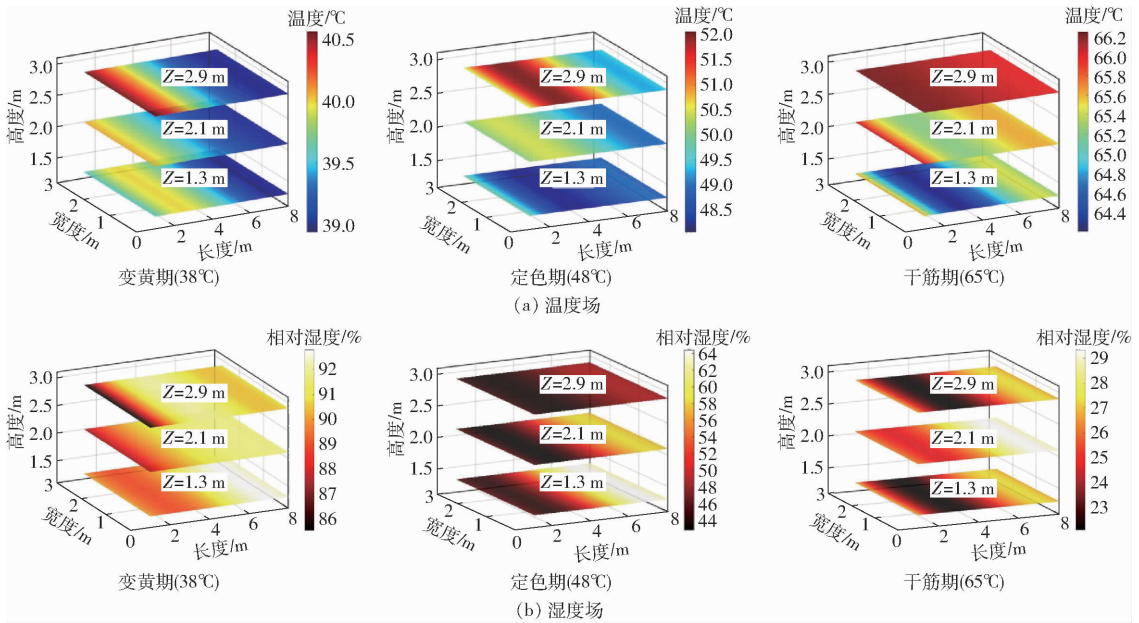


图 11 温湿度场空间分布
Fig. 11 Distributions of temperature and humidity fields

在温度场方面,变黄期、定色期、干筋期的平均温度(39.1、49.2、65.4℃)与烘烤工艺设定温度(38、48、65℃)基本一致,热源控制系统运行稳定。烤房内部存在稳定温度梯度,在变黄期、定色期、干筋期为1.5、2.8、1.8℃,其中定色期温度梯度较大。在湿度场方面,平均相对湿度从变黄期的88.9%急剧下降至干筋期的26.9%,湿度场的分布范围呈先增大后减小趋势,尤其在定色期,相对湿度跨度高达17.4%(44.8%~62.2%),表明此阶段不仅是烟叶水分的快速脱除期,更是含水率空间分布由均匀转向高度不均的转折点,体现较为明显的非线性动态特征。

从空间分布分析,垂直方向温度从大到小依次为上棚、中棚、下棚,湿度场则呈相反分布。水平方向上,送风口区域(截面A)因直接接触干燥介质而形成稳定的高温低湿环境,随着干燥介质传输至远端,热量耗散与水分累积共同作用,导致温度降低而湿度递增,最后形成“送风口高温低湿,远端低温高湿”的非对称分布。基于菲克定律,上述温湿度梯度构成水分迁移的直接驱动力:高温低湿区域水分蒸发速率快,含水率下降迅速;低温高湿区域则因传质阻力增大引起水分滞留,定色期(48℃)后,烤房内含水率分布变异系数超过8%,与温湿度场梯度差异高度吻合。

本研究构建的在线检测系统,为实现密集烤房“检测-决策-调控”的智能闭环奠定决策基础。系统可对实时生成的含水率空间分布热力图(图10)与温湿度场分布图(图11)进行联合对比分析,识别出“低温高湿-干燥滞后”或“高温低湿-过度干燥”

等异常区域。基于上述实时检测信息,在执行控制层,系统可根据实时含水率分布偏差,动态调节循环风机转速,优化通风方式。在工艺优化层,通过系统积累不同烘烤阶段的含水率分布特征,可对标准烘烤曲线进行反向优化与参数校准,在关键阶段调整稳温排湿策略,从而从工艺设计提升干燥均匀性。

4 结论

- (1)BO-XGBoost 预测模型经贝叶斯优化后训练过程收敛良好,在独立测试集上,决定系数 R^2 为0.996,MAE和RMSE分别为0.76%和1.14%。SHAP分析表明,烟叶实时质量、系统瞬时脱水速率及空间位置等特征是影响模型的关键指标,对预测结果起显著作用。
- (2)在线检测系统验证试验表明,在线检测中模型平均 R^2 为0.978,RMSE均值为3.66%,含水率平均绝对误差为2.77%,满足在线检测应用需求。
- (3)含水率空间分布呈现阶段性变化特征:变黄期(38℃)80.3%~84.1%,分布均匀;定色期(48℃)52%~66%,差异扩大;干筋期(65℃)16%~26%,变异系数由1.73%增至20.02%,空间分布均匀性随烘烤逐渐下降。
- (4)定色期是含水率分布均匀性的转折点,峰值温度梯度为2.8℃,相对湿度跨度达到17.4%,与含水率分布变异系数超过8%现象相互印证,表征热湿场梯度对水分迁移的协同作用,为工艺参数精准优化提供数据支撑。

参 考 文 献

[1] 云龙,龚鹏飞,杜兴华,等. 覆膜方式对露天储存初烤烟叶水分和质量的影响[J]. 贵州农业科学,2022,50(11):122 – 128.
YUN Long, GONG Pengfei, DU Xinghua, et al. Effects of film covering methods on moisture and quality of primary cured tobacco leaves in open-air storage[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2022, 50(11): 122 – 128. (in Chinese)

[2] ZHAO S, WU Z, LAI M, et al. Determination of optimum humidity for air-curing of cigar tobacco leaves during the browning period[J]. Industrial Crops and Products, 2022, 183: 114939.

[3] 全国烟草标准化技术委员会,国家烟草局. 烤烟:GB 2635—1992[S]. 北京:中国标准出版社,1992:6 – 7.

[4] 李长友. 干燥物系的特征函数及其理论解[J]. 农业工程学报,2020,36(12):286 – 295.
LI Changyou. Characteristic functions of drying material system and its theoretical solution[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(12): 286 – 295. (in Chinese)

[5] GUO W, XU Q, WANG A, et al. Neural network assisted temperature and humidity field simulation method in tobacco curing process[J]. Industrial Crops and Products, 2025, 225: 120508.

[6] GE Z, ZHOU Y, LI J, et al. Multi-objective optimization and benefit evaluation of heat pump system for tobacco drying using waste heat from data center[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 448: 141623.

[7] WU J, YANG S X, TIAN F. An adaptive neuro-fuzzy approach to bulk tobacco flue-curing control process [J]. Drying Technology, 2017, 35(4): 465 – 477.

[8] FLOR O, PALACIOS H, SUÁREZ F, et al. New sensing technologies for grain moisture[J]. Agriculture, 2022, 12(3): 386.

[9] 李圣陶,王行,王晓宾,等. 基于 SSA – BP 算法的密集烤房烟叶含水率分布预测[J]. 烟草科技,2025,58(5):61 – 71.
LI Shengtao, WANG Hang, WANG Xiaobin, et al. Prediction of tobacco leaf’s moisture content distribution in bulk curing barn based on SSA – BP algorithm[J]. Tobacco Science & Technology, 2025, 58(5): 61 – 71. (in Chinese)

[10] XIONG J, HOU Y, WANG H, et al. Research on the recognition method of tobacco flue-curing state based on bulk curing barn environment[J]. Agronomy, 2024, 14(10): 2347.

[11] LI M, MA Y, PAN Q, et al. Density-independent wheat moisture content detection based on DMLA[J]. Journal of Food Engineering, 2025, 388: 112390.

[12] WEI Y, HE Y, LI X. Tea moisture content detection with multispectral and depth images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 183: 106082.

[13] LIU Z, ZHANG R, YANG C, et al. Research on moisture content detection method during green tea processing based on machine vision and near-infrared spectroscopy technology [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2022, 271: 120921.

[14] YANG T, ZHENG X, XIAO H, et al. Moisture content online detection system based on multi-sensor fusion and convolutional neural network[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1289783.

[15] XIN Y N, ZHANG J W, LI B. Drying kinetics of tobacco strips at different air temperatures and relative humidities[J]. Journal of Thermal Analysis and Calorimetry, 2018, 132: 1347 – 1358.

[16] ALMEIDA R L J, SANTOS N C, PADILHA C E, et al. Impact of hydrothermal pretreatments on physicochemical characteristics and drying kinetics of starch from red rice (*Oryza sativa* L.) [J]. Journal of Food Processing and Preservation, 2021, 45(5): e15448.

[17] DALVI-ISFAHAN M. A comparative study on the efficiency of two modeling approaches for predicting moisture content of apple slice during drying[J]. Journal of Food Process Engineering, 2020, 43(11): e13527.

[18] MENG Y, XU Q, CHEN G, et al. Regression prediction of tobacco chemical components during curing based on color quantification and machine learning[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 27080.

[19] 王志诚,王松峰,王洪梅,等. 基于多源信息融合的烤烟烘烤过程中含水率预测方法研究[J]. 中国烟草学报,2025, 31(6):59 – 72.
WANG Zhicheng, WANG Songfeng, WANG Hongmei, et al. Research on the prediction method of moisture content tobacco curing process based on the fusion of multi-source information[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2025, 31(6): 59 – 72. (in Chinese)

[20] HAO Y, TONG Z, YANG W L, et al. Moisture content monitoring of cigar leaves during drying based on a convolutional neural network[J]. International Agrophysics, 2023, 37: 225 – 234.

[21] 全国烟草标准化技术委员会. 烟草及烟草制品 试样的制备和水分测定烘箱法: YC/T 31—1996[S]. 北京:中国标准出版社, 1996: 2 – 4.

[22] 杨明金,刘恩谷,武逸凡,等. 薄层热风干燥过程含水率在线测量装置研制与试验[J]. 农业工程学报,2023,39(4): 47 – 56.
YANG Mingjin, LIU Engu, WU Yifan, et al. Development and experiments of an online moisture content measuring device in thin layer hot-air drying process[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(4): 47 – 56. (in Chinese)

[23] 刘德成,郑霞,肖红伟,等. 红枣片冷冻-红外分段组合干燥工艺优化[J]. 农业工程学报,2021,37(17):293 – 302.
LIU Decheng, ZHENG Xia, XIAO Hongwei, et al. Optimization of sequential freeze-infrared drying process of jujube slices [J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 293 – 302. (in Chinese)

[24] 胡巧慧,张林,白帆,等. 基于人工提取特征的 DBO – XGBoost 烤烟部位识别方法[J]. 烟草科技,2024,57(11):96 – 105.
HU Qiaohui, ZHANG Lin, BAI Fan, et al. A stalk position recognition method for flue-cured tobacco leaves using DBO – XGBoost algorithm based on manually extracted features[J]. Tobacco Science & Technology, 2024,57(11):96 – 105. (in Chinese)

[25] 吴立峰,徐文浩,裴青宝. 基于无人机影像与机器学习的柑橘产量估测研究[J]. 农业机械学报,2024,55(12):294 – 305.
WU Lifeng, XU Wenhao, PEI Qingbao. Citrus yield estimation by integrating UAV imagery and machine learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(12):294 – 305. (in Chinese)

[26] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2016: 785 – 794.

[27] ZHANG X, YAN C, GAO C, et al. Predicting missing values in medical data via XGBoost regression [J]. Journal of Healthcare Informatics Research, 2020, 4: 383 – 394.

[28] 严格齐,焦洪超,林海,等. 基于 XGBoost – SHAP 的奶牛热应激预测与可解释性研究[J]. 农业机械学报,2025,56(4): 408 – 414.
YAN Geqi, JIAO Hongchao, LIN Hai, et al. Prediction and interpretability of dairy cow heat stress based on XGBoost – SHAP [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 408 – 414. (in Chinese)

[29] SHI R, XU X, LI J, et al. Prediction and analysis of train arrival delay based on XGBoost and Bayesian optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 109: 107538.

[30] JIANG W, HAN H, HE M, et al. ML-based pre-deployment SDN performance prediction with neural network boosting regression[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 241: 122774.

[31] 徐畅,丁俊峰,赵聘桐,等. 基于 LightGBM 和处方数据的番茄病害诊断方法[J]. 农业机械学报,2022,53(9):286 – 294.
XU Chang, DING Junqi, ZHAO Dantong, et al. Tomato disease diagnosis method based on LightGBM and prescription data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 286 – 294. (in Chinese)

[32] GE J, ZHAO L, YU Z, et al. Prediction of greenhouse tomato crop evapotranspiration using XGBoost machine learning model [J]. Plants, 2022, 11(15): 1923.

[33] 孟志军,刘淮玉,安晓飞,等. 基于 SPA – SSA – BP 的小麦秸秆含水率检测模型[J]. 农业机械学报,2022,53(2):231 – 238,245.
MENG Zhijun, LIU Huaiyu, AN Xiaofei, et al. Wheat straw moisture content detection model based on SPA – SSA – BP[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 231 – 238, 245. (in Chinese)

[34] 刘潭,王雯琦,李子默,等. 基于 DWT – DE 变换和 AHA – ELM 算法的水稻叶片氮含量预测方法[J]. 农业机械学报, 2024,55(12):306 – 313.
LIU Tan, WANG Wenqi, LI Zimo, et al. Prediction method of rice leaf nitrogen content based on DWT – DE transform and AHA – ELM algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 306 – 313. (in Chinese)

[35] 全国烟草标准化技术委员会. 烤烟烘烤技术规程: GB/T 23219—2008[S]. 北京:中国标准出版社, 2008: 4 – 6.

[36] 王行,王松峰,刘兰,等. 密集烘烤变黄程度与定色升温速度对沙泥田烟叶质量的影响[J]. 中国农学通报,2025,, 41(22): 141 – 147.
WANG Hang, WANG Songfeng, LIU Lan, et al. Effects of yellowing degree and increasing temperature rate during bulk curing on quality of tobacco leaves produced in sandy mud field[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2025, 41(22): 141 – 147. (in Chinese)