

基于机器学习的切丝后含水率预测及控制方法

Prediction and control method of moisture content after cutting based on machine learning

高立秀 陈得丽 万兴森 王星皓

GAO Li-xiu CHEN De-li WAN Xing-miao WANG Xing-hao

朱知元 李永华 余迪 孔维熙

ZHU Zhi-yuan LI Yong-hua SHE Di KONG WEI-xi

(红云红河烟草[集团]有限责任公司曲靖卷烟厂, 云南 曲靖 655001)

(Qujing Cigarette Factory, Hongyun Honghe Tobacco [Group] Co., Ltd., Qujing, Yunnan 655001, China)

摘要:选取云烟(A)牌号制丝生产过程稳态数据样本,采用递归特征消除法分析模型的影响变量。基于车间温湿度 SARIMAX 预测模型,利用蒙特卡洛仿真、神经网络算法和 XGBoost 算法建立切丝后含水率控制模型,通过预测值与实际值对比的方法进行模型检验。结果表明,在工艺标准值 $\pm 0.15\%$ 的误差范围内,切丝后含水率准确率由 62.57% 提升至 86.49%;切丝后含水率的过程能力指数达标率由 91.44% 提升至 97.30%。该方法实现了前后工序参数协同和精准控制,有效保证了制丝过程中切丝后含水率的稳定性

关键词:递归特征消除法;蒙特卡洛仿真;神经网络;XGBoost 算法;温湿度预测

Abstract: In order to improve the stability of the moisture content after cutting in the production process of silk making, the matching degree of the indexes between the moisture content at the outlet of loose moisture return, the moisture content at the outlet of moistening leaf feeding and the moisture content after cutting was guaranteed. The steady state data samples of “Yunyan (A)” brand silk production process was selected and the influence variables of the model were analyzed by Recursive Feature Elimination Method (RFE). Based on the temperature and humidity prediction model of the workshop, Monte Carlo simulation, Neural Network algorithm and XGBoost algorithm were used to establish the moisture content control model after cutting. The model was tested by comparing the predicted value

with the actual value. Within the error range of $\pm 0.15\%$ of the process standard value, the accuracy of moisture content after cutting increased from 62.57% to 86.49%. CPK compliance rate increased from 91.44% to 97.30%. The prediction and control method of the moisture content after cutting based on machine learning can realize the coordination and accurate control of the process parameters before and after cutting, and effectively ensure the stability of the moisture content after cutting in the process of silk making.

Keywords: recursive feature elimination method; monte carlo simulation; neural network; XGBoost algorithm; temperature and humidity prediction

切丝后含水率是烟叶制丝生产环节的一项重要工艺指标,其符合性和稳定性对后续工序过程的稳定控制具有重要作用。目前,中国烟叶制丝线主要通过人工倒推估算润叶加料出口含水率和松散回潮出口含水率以实现切后含水率的控制。由于影响切丝后含水率的因素较多,如环境温湿度、贮叶时间及部分人为操作习惯等,简单估算无法实现前后工序参数协同和精准控制。钟文炎等^[1]提出了一种利用多元回归分析计算松散回潮机回潮加水比例,实现烘丝含水率控制的方法,但该方法的模型解释度不高,仅考虑了车间环境温湿度和贮叶时间,未涉及其他影响变量。李贵川等^[2]通过设定环境温湿度 T 、空气相对湿度 R 、生产设备海拔高度 H ,其在卷烟加工过程中保持恒定不变,测量各节点烟丝水分重量百分比值,计算各工序卷烟水分变化值,从而确定烘丝入口水分设定值。

制丝车间松散回潮工序至切丝工序的工艺流程如图 1 所示,试验拟将切丝前工序分离,采取“分段建模在

作者简介:高立秀,女,红云红河烟草(集团)有限责任公司曲靖卷烟厂助理工程师。

通信作者:陈得丽(1988—),女,红云红河烟草(集团)有限责任公司曲靖卷烟厂工程师,硕士。

E-mail: chendl718@163.com

收稿日期:2020-12-09

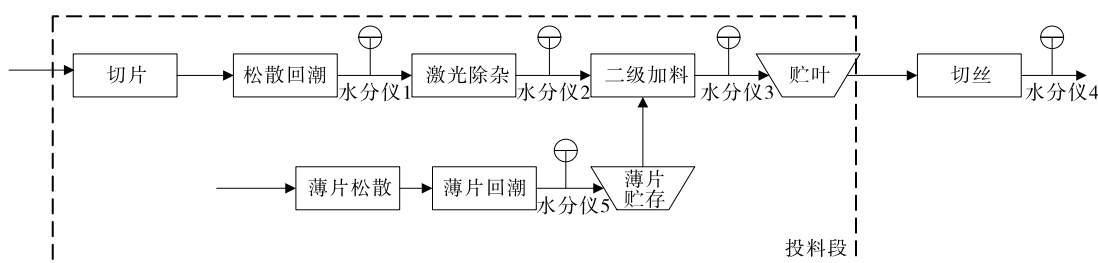


图 1 工艺流程图

Figure 1 Process flow diagram

先,串联预测在后”的方式建立数学模型。其中,分段建模包括:① 投料段模型(水分仪 1 至水分仪 3),使用 XG-Boost 模型建模预测;② 车间温湿度预测模型,使用 SARIMAX 模型预测未来数小时车间环境温湿度;③ 切丝段模型(水分仪 3 至水分仪 4),使用神经网络模型建模,蒙特卡洛仿真进行预测。旨在提高切丝后含水率的稳定性与符合性,为下一步的烘丝工序和掺配加香工序的平稳控制提供依据。

1 数据预处理

1.1 数据样本筛选及清洗

从制造执行系统(MES)中提取 2020 年 3 月 1 日—6 月 27 日云烟(A)牌号生产的 448 批次稳态数据,包含 16 个特征变量,其中,松散回潮出口含水率、松散回潮片区温度、松散回潮片区湿度、润叶加料工艺流量、加料流量、润叶加料片区温度、润叶加料片区湿度、润叶加料出口温度、薄片含水率、薄片掺加流量、润叶加料机蒸汽添加值、润叶加料出口含水率属于投料段模型变量;润叶加料出口含水率、贮叶时间、切丝片区温度、切丝片区湿度、切丝后含水率属于切丝段模型变量。对原始数据进行有效数据筛选:对缺失值使用热卡填补法填充^[3],对异常值进行 3σ 原则识别并剔除,对松散回潮出口含水率标准偏差、润叶加料出口含水率满足能力(CP)、切丝后含水率过程能力指数(CPK)不满足工艺考核标准的数据进行剔除。从时序数据库提取 2019 年 6 月 27 日—2020 年 6 月 27 日 10~23 点的温湿度的时序数据,并进行间隔 1 h 的采样作为温湿度的历史数据,使用采集时的日期和时间作为数据序号。

1.2 数据标准化处理

数据需除去量纲的影响以描述客观规律,选择 Z-score 标准化方法,按式(1)对所有数据进行标准化。

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (1)$$

式中:

x ——原始数据;

μ ——样本均值;

σ ——样本方差。

2 特征构造及特征选择

使用 Anaconda3-5.1 开发环境和 Python 3.6.3 实现代码^[4]。数据预处理完成后,需选择有意义的变量输入模型进行训练。原始特征变量中的湿度均是相对湿度,即当前湿空气中水蒸气内分压力和相同温度下饱和湿空气内水蒸气分压力的比值,根据干燥理论,物料水分散失主要与湿空气中的水蒸气分压有关,而且空气中的温度和相对湿度是两个相互影响的变量,因此按式(2)~式(4)计算湿空气的焓值^[5],去除变量的交互性。

$$I = (1.01 + 1.88H)T + 2491H, \quad (2)$$

$$H = 0.622 \times \frac{R_H P_V}{101325 - R_H P_V}, \quad (3)$$

$$P_V = 133.22 e^{\frac{18.3036 - 3816.44}{T + 226.71}}, \quad (4)$$

式中:

I ——湿空气的焓值, kJ/kg;

H ——空气中的湿含量, kg 水/kg 干空气;

R_H ——相对湿度, %;

P_V ——湿空气的饱和压力, Pa;

T ——湿空气的温度, °C。

由式(2)构造出两个新的变量:松散回潮片区湿空气的焓值和润叶加料片区湿空气的焓值,故投料段模型共包括 14 个特征变量。通过递归特征消除法(RFE)^[6]剔除冗余的特征,提高模型精确度,减少运行时间。选取树模型作为基准模型,通过反复构建基准模型,选出影响最大的变量并重复该过程,直至遍历所有变量。投料段 13 个输入变量经递归特征消除法后的影响系数见表 1。

由表 1 可知,经递归特征消除法(RFE)计算后,剔除冗余的特征:松散回潮片区温度、松散回潮片区湿度、润叶加料片区温度、润叶加料片区湿度、薄片掺加流量。最终的投料段模型的输入变量(经标准化后)见表 2。

由于贮叶时间的长短对切丝后含水率有较大影响,故以贮叶时间进一步构造虚拟变量并进行特征分析^[6]。定义贮叶时间为 X'_2 , 根据时间长短分为同天投料与切烘,当天投料隔天切烘、当天投料跨周末切烘。即:当 $X'_2 \leq 12$ 时,同天投料与切烘虚拟特征变量 D_1 值为 1,其余两个虚拟特征变量为 0;当 $12 < X'_2 \leq 36$ 时,当天投料

表 1 投料段输入变量的影响系数表

Table 1 Influence coefficient of the input variable

输入变量	影响系数
润叶加料出口含水率	0.74
松散回潮片区温度	0.19
松散回潮片区湿度	0.24
润叶加料工艺流量	0.56
加料流量	0.41
润叶加料片区温度	0.18
润叶加料片区湿度	0.23
润叶加料出口温度	0.47
薄片含水率	0.39
薄片掺加流量	0.11
润叶加料机蒸汽增加值	0.53
松散回潮片区湿空气的焓值	0.67
润叶加料片区湿空气的焓值	0.64

表 2 投料段模型的变量

Table 2 Variables of the feeding section model

编号	投料段变量	类型
Y	松散回潮出口含水率	输出变量
X ₁	润叶加料出口含水率	输入变量
X ₂	松散回潮片区湿空气的焓值	输入变量
X ₃	润叶加料工艺流量	输入变量
X ₄	加料流量	输入变量
X ₅	润叶加料片区湿空气的焓值	输入变量
X ₆	润叶加料出口温度	输入变量
X ₇	薄片含水率	输入变量
X ₈	润叶加料机蒸汽增加值	输入变量

隔天切烘虚拟特征变量值 D_2 为 1,其他两个虚拟特征变量值为 0,当 $X'_2 > 36$ 时,当天投料跨周末切烘虚拟特征变量值 D_3 为 1,其余两个虚拟特征变量值为 0。虚拟变量 D_1 、 D_2 、 D_3 定义如下:

$$D_1 = \begin{cases} 1 & 0 < X'_2 \leq 12 \\ 0 & 12 < X'_2 \leq +\infty \end{cases}, \quad (5)$$

$$D_2 = \begin{cases} 1 & 12 < X'_2 \leq 36 \\ 0 & X'_2 > 36, X'_2 \leq 12 \end{cases}, \quad (6)$$

$$D_3 = \begin{cases} 1 & X'_2 > 36 \\ 0 & X'_2 \leq 36 \end{cases}。 \quad (7)$$

切丝段模型的最终变量定义及选择见表 3。

3 模型构建

3.1 投料段 XGBoost 模型构建及预测

集成学习是指将几种机器学习技术组合成一个预测模型的元算法,可以有效提升预测效果。集合方法通常

表 3 切丝段模型的变量

Table 3 Variables of the segment model

编号	投料段变量	变量类型
Y'	切丝后含水率	输出变量
X' ₁	润叶加料出口含水率	输入变量
X' ₂	贮叶时间	输入变量
X' ₃	切丝片区温度	输入变量
X' ₄	切丝片区湿度	输入变量
D ₁	隔天投料与切烘	输入变量
D ₂	当天投料隔天切烘	输入变量
D ₃	当天投料跨周末切烘	输入变量

分为 bagging 和 boosting 两种,前者主要用于降低方差,后者主要用于降低偏差,文中建立投料段预测模型需最大程度减小预测偏差,所以选用 boosting 集成方法。其中 GBDT 算法^[7]是 boosting 方法的代表之一,XGBoost 算法^[7-8]是在 GBDT 算法基础上进行改进,不仅实现了并行近似直方图算法以高效生成分割点,并通过正则化项解决了 GBDT 的过拟合问题,其准确度高、不易过拟合、可扩展性强。

因此,选用 XGBoost 算法构建投料段模型,并直接预测松散回潮出口含水率 Y。XGBoost 模型经贝叶斯调参进行模型参数优化后,得到模型的树个数为 130 棵,树的最大深度为 7,最小叶子节点样本权重和为 4,节点分裂所需的最小损失函数下降值 gamma 为 0.01,随机采样比例 subsample 为 0.8,有效防止过拟合和欠拟合。模型预测效果验证标准为松散回潮出口含水率预测值误差在 ±0.2%,判定为预测准确,预测效果优。

投料段 XGBoost 模型预测效果见图 2。由图 2 可知,松散回潮出口含水率预测值和实际值曲线吻合度较高,模型得分为 92.37,均方误差 MSE 为 0.005,且预测结果误差均控制在 0.3%内,预测准确率(误差在 ±0.2%内)为 86.49%,预测效果优。

3.2 温湿度 SARIMAX 模型构建

物料完成润叶加料工序后,需经过 4~72 h 贮叶才进行切丝,即润叶加料出口含水率是“现在值”,切丝片区环境温湿度和切丝后含水率属于“未来值”。作为切丝段神经网络模型输入变量的切丝片区温湿度是当前不能确定的变量。所以在使用神经网络模型对切丝出口水分进行预测前,需对切丝片区温湿度变量进行预测。选择 SARIMAX 对环境温湿度进行预测^[9-11],建立湿度预测 SARIMAX(1,1,1)×(0,1,1,14)模型,湿度模型中 AR 为 0.467 5,MA 为-0.703 4,SMA 为-0.942 6;温度模型为 SARIMAX(0,1,1)×(1,1,1,14),温度模型中 MA 为-0.196 6,AR 为 0.334 5,SMA 为-0.908 8。

湿度、温度预测模型分别如式(8)、式(9)所示。

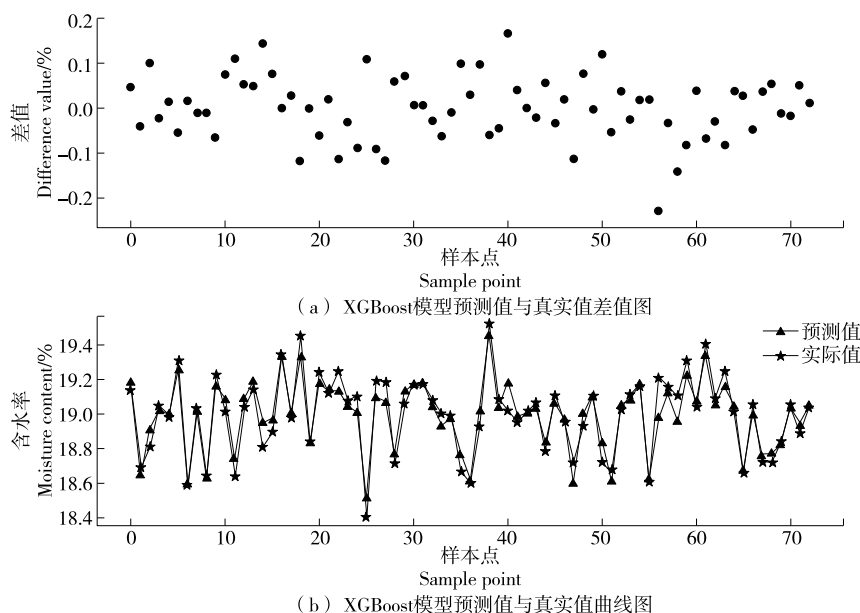


图 2 XGBoost 模型预测效果

Figure 2 Predicted effect of XGBoost model

$$(1-B)(1-B^{14})x_t = \frac{1-0.4675B}{1+0.7034B}(1+0.9426B^{14})\mu_t, \quad (8)$$

$$\frac{(1-B)(1-B^{14})}{(1+0.1966B)(1+0.9088B^{14})}x_t = \mu_t, \quad (9)$$

式中:

x_t ——温度或湿度的时间序列;

μ_t ——随机成分;

B ——移动算子。

温湿度模型预测结果见图 3。由图 3 可知,温湿度模型的预测得分分别为 88.12, 87.49, MES 分别为 0.16, 0.28, 预测值和实际值吻合度较高。

3.3 切丝段神经网络模型构建和蒙特卡洛求解

构建切丝段神经网络模型,输出变量为切丝后含水率 Y' ,通过蒙特卡洛仿真求解润叶加料出口含水率 $\dot{X}'_1$ 最优值。选取数据清洗后的 102 批有效历史批次结果数

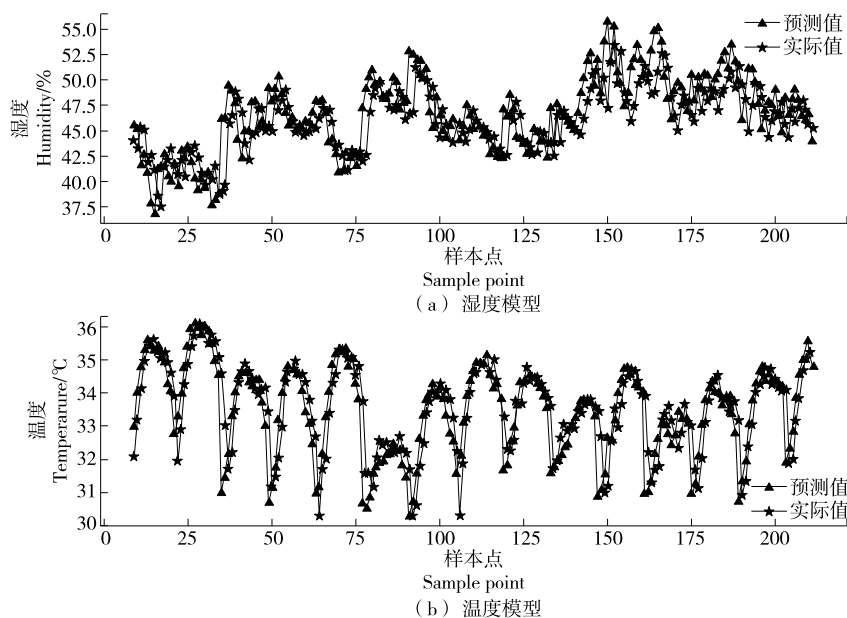


图 3 温湿度模型预测结果

Figure 3 Predicted effect of temperature and humidity model

据,建立3层神经网络模型,取80%的数据作训练集用于训练模型,20%数据为测试集进行验证,使用带交叉验证的网格搜索调参进行模型参数优化后,得到第一层隐含层神经元为21,第二层隐含层神经元为9,第三层隐含层神经元为17,使用relu函数作为激活函数,alpha为0.1,学习率为0.05的参数进行神经网络模型训练^[12-13]。

模型预测效果准确的标准为切丝后含水率实际值与期望值的误差在 $\pm 0.15\%$ 内,同时实际切丝后含水率 $CPK \geq 1.33$,预测效果优。神经网络预测效果见图4。由图4可知,切丝后含水率预测值和实际值曲线吻合度较高,训练集模型得分为96.81,测试集模型得分为90.36,均方误差为0.02;测试集预测结果误差控制在 $\pm 0.15\%$ 以内,模型预测效果优。

实际生产时,根据生产调度获取物料切烘时间,使用SARIMAX模型进行温湿度预测,获取未来切丝片区的

温度 X'_3 和湿度 X'_4 ,并作为切丝段神经网络模型的输入变量。从工艺标准获取切丝后含水率标准值 θ ,设润叶加料出口含水率期望值为 θ_1 ,切丝后含水率标准值为 $\theta_2 = \theta$,使用蒙特卡洛仿真^[14]在 $(\theta_1 \pm 0.3)$ 范围内生成不重复的若干随机数,即生成若干润叶加料出口含水率 X'_1 的模拟值。将输入变量:若干润叶加料出口含水率 X'_1 模拟值、贮叶时间 X'_2 、切丝片区温度 X'_3 、切丝片区湿度 X'_4 、同天投料与切烘 D_1 、当天投料隔天切烘 D_2 、当天投料跨周末切烘 D_3 代入三层神经网络预测模型,得到若干切丝后含水率预测值 $\hat{Y}_i$,当 $\min |\hat{Y}_i - \theta_2|$ 成立时,得到润叶加料出口含水率最优值 $\hat{X}'_1$,蒙特卡洛仿真求解过程如图5所示。

4 模型应用及效果

通过预先构建3种预测模型,在满足切丝后含水率

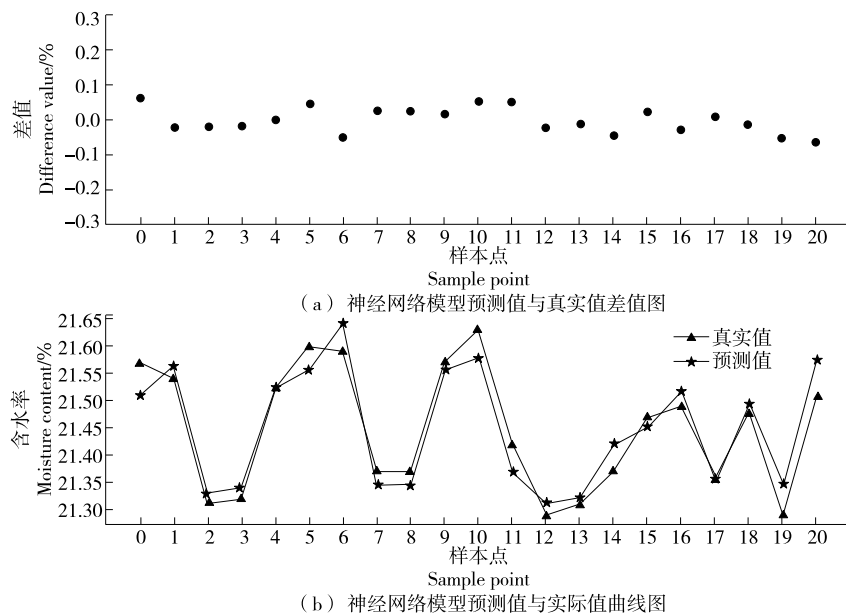


图4 神经网络模型预测效果

Figure 4 Predicted effect of neural network model

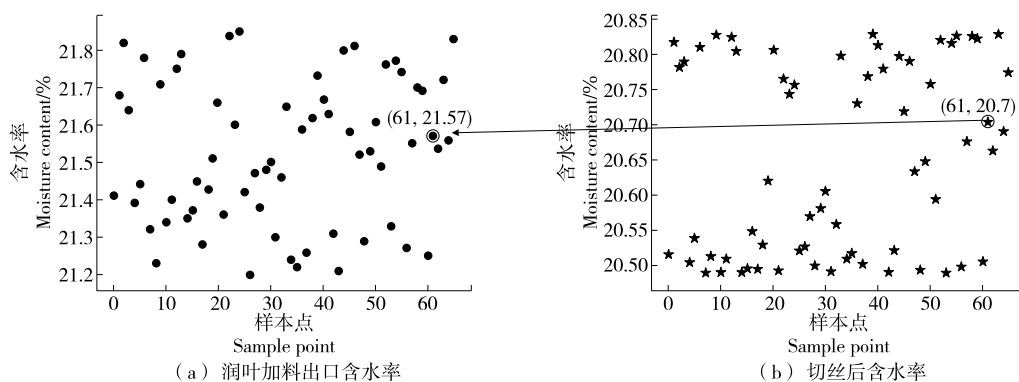


图5 蒙特卡洛仿真映射图

Figure 5 Monte Carlo simulation map

预测值与工艺标准值误差最小这一控制条件下,对润叶加料及松散回潮两个工序的物料含水率进行预测,保证切丝后含水率的稳定性与符合性。其中润叶加料出口的含水预测最优值可以直接作为输入变量用于松散回潮出口含水率的预测中,而松散回潮出口的含水

率可以直接作为松散回潮智能控制系统的目标值,由此在控制物料含水率的同时解决了松散回潮出口含水率、润叶加料出口含水率和切丝后含水率之间的质量指标关联匹配问题。切丝后含水率预测及控制流程图如图 6 所示。

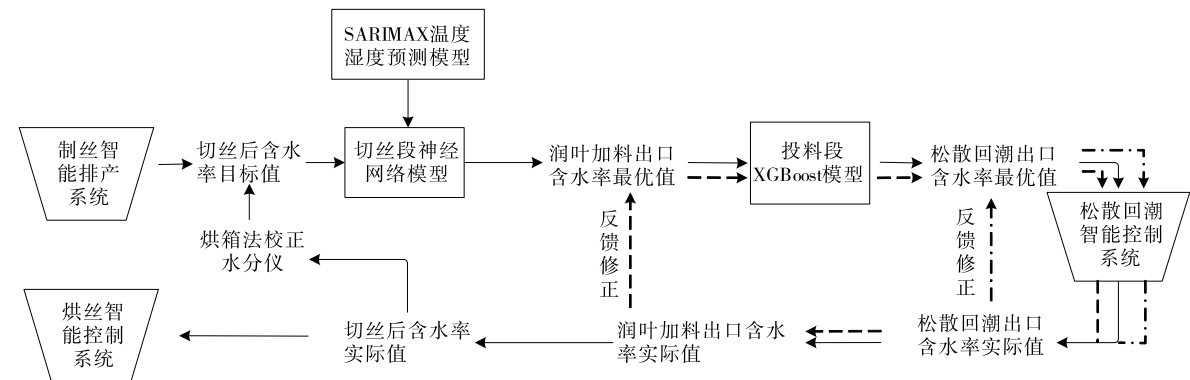


图 6 切丝后含水率预测及控制流程图

Figure 6 Moisture content prediction and control flow chart

云烟(A)牌号从 2020 年 7 月 1 日起应用切丝后含水率预测模型指导实际生产,2020 年 7 月 1 日—9 月 30 日共生产 185 批,切丝后含水率实际值与标准值之间的误差分布情况见表 4。对比 2019 年同期,其预测误差在±0.15 内(改进前占比为 62.57%,改进后占比达 83.24%)。

切丝含水率 CPK 分布情况见表 5。由表 5 可知,切丝含水率 CPK 达标合格率改进前为 91.44%,改进后为

97.30%,提升了 5.86%,有效保证了后续工序的加工稳定性。

5 结论

通过构建投料段 XGBoost 模型、温湿度 SARIMAX 预测模型、切丝段神经网络模型,将预测的润叶加料出口含水率最优值直接用于松散回潮出口含水率的预测,松散回潮出口含水率预测最优值可作为智能加水控制系统的目标值,由此在控制物料含水率的同时解决了松散回潮、润叶加料和切丝工序的指标关联匹配问题。仿真结果表明,云烟(A)牌号切丝后含水率的准确率提升至 83.24%,切丝后含水率 CPK 合格率提升至 97.30%,说明模型预测效果较好。同时模型适用于其他牌号卷烟水分控制,可通过进一步优化模型参数,从而提升切丝后含水率的控制精度。试验模型仍存在一定的提升空间及改善之处,如当生产计划临时改变以及天气骤变导致算法学习的历史数据无法快速更新,其预测会存在一定误差。

表 4 云烟(A)牌号切丝后含水率误差分布
Table 4 Moisture content error distribution of “Yunyan(A)” brand

误差分布	改进前		改进后	
	批次数	占比/%	批次数	占比/%
$(-\infty, -0.3)$	18	9.63	1	0.54
$[-0.3, -0.15)$	41	21.93	10	5.41
$[-0.15, 0.15]$	117	62.57	154	83.24
$(0.15, 0.3]$	11	5.88	14	7.57
$(0.3, +\infty)$	0	0.00	6	3.24
合计	187	100.00	185	100.00

表 5 云烟(A)牌号切丝含水率 CPK 分布
Table 5 Moisture content CPK distribution of “Yunyan(A)” brand

CPK 分布	改进前		改进后	
	批次数	占比/%	批次数	占比/%
≥ 1.33	171	91.44	180	97.30
< 1.33	16	8.56	5	2.70
合计	187	100.00	185	100.00

参考文献

[1] 钟文焱, 陈晓杜, 马庆文, 等. 基于多因素分析的烘丝机入口含水率预测模型的建立与应用[J]. 烟草科技, 2015, 48(5): 67-73.
[2] 李贵川, 谭科军, 唐毅, 等. 一种设定烘丝水分值的方法: 103750528A[P]. 2014-04-30.
[3] 王晓娟. 基于模糊综合与神经网络的制丝工艺多因素评价模型[J]. 食品与机械, 2017, 33(5): 204-210.
[4] 张亮. Python 机器学习基础教程[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2018: 161-213.

(下转第 211 页)

- lets [J]. *Animal Feed Science and Technology*, 2020, 267: 114545.
- [30] YUSUF M S, EL NABTITI A A, HASSAN M A, et al. Supplementary outcomes of betaine on economic and productive performance, some biochemical parameters, and lipoprotein lipase gene expression in finishing male broilers[J]. *International Journal of Veterinary Science and Medicine*, 2018, 6(2): 213-218.
- [31] OMER N A, HU Y, IDRIS A A, et al. Dietary betaine improves egg-laying rate in hens through hypomethylation and glucocorticoid receptor-mediated activation of hepatic lipogenesis-related genes[J]. *Poultry Science*, 2020, 99(6): 3 121-3 132.
- [32] 台一鸿, 石良. 功能性低聚糖的生理功能及应用研究进展[J]. *食品安全导刊*, 2019(12): 175-177.
- [33] 董爱军, 张捷. 甜菜中的功能性低聚糖:棉实糖[J]. *中国甜菜糖业*, 2001(3): 24-26.
- [34] 华欲飞, 宋伟光, 孔祥珍, 等. 一种从废弃物中回收棉籽糖的工业化方法: 107936067A[P]. 2018-04-20.
- [35] 贺晨. 四种功能糖对小鼠益生作用研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2020: 60-63.
- [36] 姜宝森. 棉籽糖对小鼠肠道总抗氧化水平丙二醛含量和肠道菌群的影响[J]. *当代畜牧*, 2017(6): 31-33.
- [37] 徐大专, 李振. 棉籽糖对大鼠免疫功能及抗氧化作用的影响[J]. *中国兽医杂志*, 2019, 55(2): 36-38.
- [38] 热娜古丽·木沙, 魏佼. 甜菜及副产品中功能性神经酰胺脂质的测定[J]. *食品研究与开发*, 2013, 34(13): 23-25.
- [39] 孔维星, 李功迎. 神经酰胺与抑郁症的相关性研究进展[J]. *四川精神卫生*, 2019, 32(1): 74-77.
- [40] 张敏, 沈彤. 神经酰胺与肥胖相关疾病防治的研究进展[J]. *安徽医科大学学报*, 2020, 55(1): 146-149.
- [41] 王贺聪, 何聪芬. 皮肤中神经酰胺的研究及应用现状[J]. *日用化学工业*, 2019, 49(1): 51-57.
- [42] SAKAI Y, SATO M, FUNAMI Y, et al. Peyer's patch-immunomodulating glucans from sugar cane enhance protective immunity through stimulation of the hemopoietic system[J]. *International Journal of Biological Macromolecules*, 2019, 124: 505-514.
- [43] TOCHIO T, UENO Y, KITAURA Y, et al. Feeding of 1-kestose induces glutathione-S-transferase expression in mouse liver [J]. *Foods (Basel, Switzerland)*, 2019, 8(2): 69.

(上接第 194 页)

- [5] 唐军, 唐丽, 文里梁, 等. 烟叶松散回潮工艺参数和出料质量的贝叶斯网络模型构建与预测[J]. *食品与机械*, 2020, 36(9): 207-210.
- [6] 庄嘉盛. 特征工程入门与实践[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2019: 42-70.
- [7] 闰星宇, 顾汉明, 肖逸飞, 等. XGBoost 算法在致密砂岩气储层测井解释中的应用[J]. *石油地球物理勘探*, 2019, 54(2): 447-455.
- [8] 张家棋, 杜金. 基于 XGBoost 与多种机器学习方法的房价预测模型[J]. *现代信息科技*, 2020(10): 15-18.
- [9] 景钦隆, 吴琦琳, 鲁影, 等. 手足口病流行时间序列模型及其与气象因素联合预测研究[J]. *中国卫生统计*, 2020, 37(3): 354-358.
- [10] NARI S A, DIANE A, MICHAEL F. Application of SARI-MAX model to forecast daily sales in food retail industry[J]. *International Journal of Operations Research and Information Systems*, 2016, 7(2): 1-21.
- [11] 李自娟, 刘博, 高杨, 等. 卷烟制丝环节关键工序水分预测模型的建立与检验[J]. *食品与机械*, 2020, 36(10): 190-196.
- [12] 田润泽. 基于多种机器学习算法的波士顿房价预测[J]. *中国新通信*, 2019, 21(11): 228-230.
- [13] 许明燕. 基于 ARIMA 模型和 BP 神经网络模型的江苏省 GDP 预测分析[D]. 济南: 山东大学, 2020: 18-21.
- [14] 刘承子, 刘丽英. 基于蒙特卡洛仿真在确定标准工作量中的仿真过程及分析[J]. *物流工程与管理*, 2019, 41(11): 94-95.

(上接第 199 页)

- [17] 乔学义, 姚光明, 王兵, 等. 气流干燥工序加工强度对烤烟烟叶感官质量的影响[J]. *河南农业科学*, 2012, 41(7): 54-57, 83.
- [18] 乔学义, 姚光明, 王兵, 等. 滚筒干燥工序加工强度对烤烟烟叶感官质量影响研究[J]. *中国农学通报*, 2012, 28(27): 290-295.
- [19] 谢剑平. 烟草香料技术原理与应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2009: 145-146.
- [20] 甘学文, 王光耀, 邓仕彬, 等. 美拉德反应中间体对卷烟烟吸品质的影响及其风味受控形成研究[J]. *食品与机械*, 2017, 33(6): 46-52.
- [21] 王玉华, 褚建忠, 徐丙升, 等. 烤烟自然醇化过程美拉德反应产物变化及与感官质量的关系[J]. *中国烟草科学*, 2015(4): 85-90.
- [22] 郭华诚, 张月华, 李阳光, 等. 烟丝挥发性香味物质与卷烟感官质量的相关性研究[J]. *食品与机械*, 2019, 35(1): 209-212.
- [23] 刘泽, 何邦华, 杨蕾, 等. “干头干尾”烟丝挥发性香味物质的主成分聚类分析[J]. *烟草科技*, 2015(2): 47-52.
- [24] 高云, 郁志芳. 基于主成分分析的芹菜品质评价[J]. *食品工业科技*, 2020, 41(3): 308-314, 320.
- [25] YU Na, SHENG Ke, SUN Xie-kun, et al. Principal component cluster analysis of aroma components in cut tobacco strips under different drying intensities[J]. *Tobacco Science & Technology*, 2016, 49(2): 29-35.