

基于机器学习与含水率影响因子的 叶丝烘干参数自适应控制算法

樊盛炯[†], 邱晓峰

(上海烟草集团有限责任公司上海卷烟厂, 上海 200082)

摘要:为提升烟丝生产质量,使不同批次间叶丝含水率均符合标准,研究了基于机器学习与含水率影响因子的叶丝烘干参数自适应控制算法。选取包括加料流量及出口含水率、烘丝机筒壁温度等13个叶丝烘干含水率影响因子,经递归特征消除法完成影响因子筛选后,构建筛选后叶丝烘干含水率影响因子的样本数据集,作为以卷积神经网络 LeNet-5 构建叶丝出口含水率预测模型的输入样本,预测叶丝出口含水率;在 PID 反馈控制中输入预测含水率与标准含水率之间的差值,输出最佳叶丝烘干参数,实现叶丝出口含水率控制;并利用双层 EWMA 控制模型平稳控制叶丝批次内的出口含水率、协同控制批次间的出口含水率。实验表明:该算法可准确预测叶丝烘干含水率,增加叶丝烘干含水率控制稳定性,提高卷烟烟丝生产过程中叶丝烘干含水率的均质化水平。

关键词:机器学习;含水率;影响因子;叶丝烘干参数;自适应控制;卷积神经网络

中图分类号: TS432

文献标识码: A

Adaptive Control Algorithm of Leaf Drying Parameters Based on Machine Learning and Water Content Influencing Factor

FAN Shengjiong[†], QIU Xiaofeng

(Shanghai Tobacco Factory of Shanghai Tobacco Group Co., Ltd., Shanghai 200082, China)

Abstract: In order to improve the quality of tobacco production and make the water content of leaf silk in different batches meet the standard, an adaptive control algorithm of leaf silk drying parameters based on machine learning and water content influencing factor was studied. Thirteen influencing factors of leaf drying moisture content, including feed flow and outlet moisture content of moistening leaves, temperature in cut-tobacco drier moisture reclaimed area, were selected. After the selection of influencing factors by recursive feature elimination method, sample data sets of influencing factors of leaf drying moisture content after screening were constructed, which were used as input samples for the prediction model of leaf drying moisture content of leaf filaments constructed by convolutional neural network LeNet-5, to predict leaf wire outlet water content. The difference between the predicted moisture content and the standard moisture content is input in PID feedback control, and the optimal drying parameters are output to realize the moisture content control at the outlet of the filament. The double-layer EWMA control model is used to control the export water content of the fillet batch smoothly and coordinate the export water content of the batch. Experiments show that the algorithm can accurately predict the drying moisture content of leaf silk, increase the control stability of drying moisture content of leaf silk, and improve the homogenization level of drying moisture content in the process of cigarette silk production.

Key words: machine learning; moisture content; impact factors; drying parameters of leaf silk; adaptive control; convolutional neural network

收稿日期: 2023-07-20

作者简介: 樊盛炯(1984—), 男, 上海人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 智能技术在工业现场的应用, 关键设备智能控制技术和设备管理, 数字化转型等。

[†] 通信联系人, E-mail: taoqin4562070964@163.com

卷烟制丝过程中的重要工序是叶丝烘干,其可对叶丝内的多余水分进行过滤,确保烟丝具有较高的感官质量,增强烟丝填充性能。烘干含水率的影响因子则是叶丝烘干过程的重要参数,其决定了卷烟制丝的质量指标。我国对于控制叶丝烘干含水率仍采用人工估算法^[1],估算叶丝烘干含水率,但因叶丝存储环境温湿度和时间、筒壁温度、蒸汽阀门控制器参数、料头料尾相关参数、工人操作习惯等影响因素,人工估算法无法满足卷烟制丝各工序前后的一致性,更无法精准控制其烘干含水率,遂提出自适应控制算法以稳定卷烟制丝烘干过程的工艺参数^[2,3],调整叶丝烘干工序前后的叶丝含水率,保持叶丝烘干含水率的一致性。

刘雅君等通过抛掷指数理论优化高频振槽参数,降低叶丝出口含水率标准偏差^[4],但此方法没有在叶丝进料阶段进行含水率预测,无法保证叶丝烘干后续生产工序的稳定性。卓鸣等筛选叶丝烘干过程中的工艺参数,采用平均影响值法建立叶丝烘干质量预测模型^[5],但此方法没有控制含水率,导致叶丝批次间烘干含水率无法协同,从而影响叶丝烘干含水率的质量一致性和稳定性。刘穗君等针对当前叶丝烘干含水率控制不稳定的问题,利用滑窗法预测叶丝烘干过程中的整体含水率波动情况,利用指数加权平均法对含水率进行优化控制,生成叶丝烘干控制模型,强化叶丝烘干机出口含水率控制^[6]。但在叶丝烘干过程中,预测含水率与实际含水率之间的差值较大,含水率预测精度不高。陈然等通过分析叶丝载水量与填充值,在预测叶丝出口含水率的基础上,设计叶丝含水率自动控制系统,控制叶丝出口含水率,提高叶丝干燥质量。但该方法无法有效兼顾含水率预测精度与效率,含水率预测效果较差^[7]。

近年来,机器学习已成为人工智能的核心,其包含统计学、概率学等众多领域,通过计算机模拟、人类学习行为能力获取新的知识与技能,并加以改善。为此可利用机器学习依据含水率影响因子预测叶丝出口含水率。因此,针对上述叶丝出口含水率准确性不高、预测含水率与实际含水率之间的差值较大、叶丝干燥含水率控制稳定性较差等问题,本文提出基于机器学习与含水率影响因子的叶丝烘干参数自适应控制算法,选取卷积神经网络 LeNet-5 构建叶丝出口含水率预测模型,解决了叶丝烘干批次间控制含水率的问题,提升叶丝出口含水率准确性。通过双层指数加权移动平均方法,构建叶丝出口含水率控制模型,控制叶丝含水率达到

设置叶丝含水率并保证批次的一致性,提升卷烟制丝的生产质量。

1 叶丝烘干参数自适应控制

叶丝烘干含水率自适应控制需建立数学模型,分段建模包括:(1)投料段模型,建立卷积神经网络模型进行叶丝出口含水率预测;(2)烘干段模型,建立双层 EWMA 控制器模型,进行叶丝烘干参数自适应控制。只有叶丝烘干后的含水率具有稳定性,才能保证叶丝生产的后续工序平稳进行。

1.1 选取叶丝烘干含水率影响因子样本数据

叶丝烘干参数为调节烘丝工艺参数提供参考,并为实现烘丝起始阶段的自动控制打下基础^[8],但叶丝烘干参数受叶丝烘干含水率影响因子影响。

叶丝烘干含水率影响因子包含润叶加料流量及出口含水率、润叶加料片区温湿度等(详见表1),其数据可从生产制造系统中采集。为避免叶丝烘干含水率影响因子样本数据过多,影响机器学习效率,采用递归特征消除法删减烦冗的影响因子。其中,叶丝烘干影响因子系数 A 的计算过程用式(1)描述:

$$A = \iota_1 \xi_1 + \iota_2 \xi_2 + \dots + \iota_\Phi \xi_\Phi \quad (1)$$

式中, $\iota_1, \iota_2, \dots, \iota_\Phi$ 代表样本数据特征的权重系数, $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_\Phi$ 代表样本数据特征值, Φ 表示样本特征总量。

各叶丝烘干含水率影响因子的影响系数如表1所示。

表1 叶丝烘干影响因子系数

编号	影响因子	系数
A1	润叶加料出口含水率	0.70
A2	松散回潮片区温度	0.17
A3	松散回潮片区湿度	0.25
A4	润叶加料工艺流量	0.55
A5	加料流量	0.39
A6	润叶加料片区温度	0.19
A7	润叶加料片区湿度	0.21
A8	润叶加料出口温度	0.42
A9	薄片含水率	0.36
A10	薄片掺加流量	0.14
A11	润叶加料机蒸汽添加值	0.50
A12	松散回潮片区湿空气的焓值	0.66
A13	润叶加料片区湿空气的焓值	0.62

对表1内容进行统计分析,通过显著性检验叶丝烘干影响因子系数,明确不同影响因子系数对机器学习效率的影响。由于影响系数过小会影响机器学习效率,因此结合表1统计分析结果,将0.36设置为影响系数阈值。保留表1中所示影响系数 ≥ 0.36 的叶丝烘干含水率影响因子,分别是编号A1、A4、A5、A8、A9、A11、A12、A13共8个影响系数较大的含水率影响因子,利用筛选后的叶丝烘干含水率影响因子相关样本数据构建样本数据集,进行叶丝出口含水率预测,增加预测模型的精度,提高效率。

1.2 基于卷积神经网络 LeNet-5 的叶丝出口含水率预测

选取卷积神经网络 LeNet-5 构建叶丝出口含水率预测模型,以上述获取的8个叶丝出口含水率影响因子相关样本数据为输入进行叶丝出口含水率预测,较好地解决了叶丝烘干批次间控制含水率的难题。LeNet-5 的结构如图1所示。

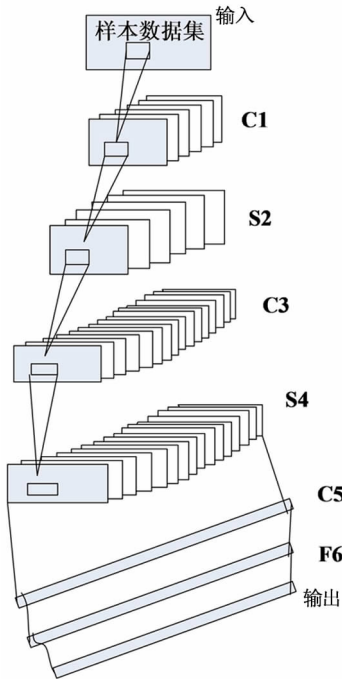


图1 卷积神经网络 LeNet-5 结构图

大小归一化处理输入的由8个叶丝烘干含水率影响因子相关样本数据构建的输入样本数据集,神经元的录入是由上一层的局部邻域和附加的权重共同选择。神经元将上层获取的特征在下层进行深度融合。次抽样层均分上一层的特征。

用于叶丝出口含水率预测的卷积神经网络 LeNet-5 共有七层(不包括输入),七层中都包含权重。C、S层的网络层分别由卷积层、抽样层的神经

元构建^[9]。其中 C1、S2、C3、S4、C5、F6 网络层的神经元个数分别为 6、6、16、16、120、84。

输出层含有1个与叶丝出口含水率预测结果相应的神经元^[10,11],即径向基函数单元(RBF),式(2)用来描述 RBF 单元输出的叶丝出口含水率预测结果:

$$y_i = \sum_j (x_j - w_{ij})^2 \quad (2)$$

式中, y_i 为叶丝出口含水率预测结果; x_j 为输入的包含8个叶丝出口含水率影响因子相关样本数据; w_{ij} 为权重。

1.2.1 卷积层

卷积前一层的特征与用于学习的卷积核是卷积层的主要作用。输出的特征与前一层的某些特征的卷积关系可用式(3)描述。

$$x'_l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} \cdot k'_{ij} + c'_j\right) \quad (3)$$

式中, l 、 k 、 M_j 、 c 分别代表层数、卷积核、输入特征的选择结果和偏置。

1.2.2 次抽样层

通过次抽样层对输入的包含8个叶丝烘干影响因子相关样本数据进行抽样,如需录入数据有 n 个特征,输出后的特征数量不变,但是维度会变小。用式(4)描述次抽样层:

$$x'_j = f(\delta'_j \text{down}(x_j^{l-1}) + c'_j) \quad (4)$$

式中,次抽样函数用 $\text{down}(\cdot)$ 描述,通常是对本层录入特征进行求和^[12],所以,输出特征=输入特征 $\times \frac{1}{n}$ 。 δ 和 c 专属于每一个输出特征。

1.3 基于双层 EWMA 控制器的烘干参数自适应控制

1.3.1 双层 EWMA 控制器原理

双层指数加权移动平均方法(EWMA)是一种普遍的反馈控制方法^[13]。通过 EWMA 控制方法构建叶丝出口含水率控制模型,实现卷烟制丝的控制能力提升,即提高叶丝质量,控制叶丝含水率达到设置叶丝含水率并保证批次的一致性。

下述模型表示 EWMA 控制过程:

$$y_t = \alpha_t + f_\beta(u_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (5)$$

式中, u_{t-1} 、 y_t 分别用于描述控制模型在 $t-1$ 时刻输入的控制参数(如筒体温度、热风风量、排潮风量等)、 t 时刻输出的出口含水率; α_t 、 $f_\beta(\cdot)$ 、 ε_t 分别用于描述截距项、系数 β 的增益函数、过程扰动。EWMA 控制器通过的 EWMA 滤波对截距项进行交替操作:

$$\alpha_t = \lambda(y_t - f_\beta(u_{t-1})) + (1 - \lambda)\alpha_{t-1} \quad (6)$$

式中, $\lambda \in [0, 1]$ 是 EWMA 预测权重; $f_\beta(\cdot)$ 是系数 β 的函数, b 则是其函数的估算值, 通过回归分析过程控制模型后得到的 $f_b(\cdot)$ 。

根据式(5)的反向计算, 可得到时刻 t 的控制输入, 即得到时刻 $t+1$ 近似出口含水率目标值的控制输出, 用式(7)表示:

$$u_t = f_b^{-1}(y_T - \alpha_t) \quad (7)$$

式中, $f_b^{-1}(\cdot)$ 是 $f_b(\cdot)$ 的反函数; y_T 是控制输出的目标值, 即设定的叶丝出口含水率。

尽管采用 EWMA 控制方法可补偿叶丝烘干过程中的出口含水率偏差, 但是叶丝烘干过程中可能出现设备的偏移, 如机器设备老化等问题, 受到时间的影响而出现不同批次间的叶丝出口含水率持续性偏移控制目标值的状况, 其控制效果差强人意。为防止上述状况, 遂在生产过程的模型中添加趋势项 d_t 进行自适应控制, 改写式(5)可得式(8):

$$y_t = \alpha_{t-1} + f_\beta(u_{t-1}) + d_t + \varepsilon_t \quad (8)$$

运用式(6)估算截距项 α_t 后, 再利用 EWMA 方法估算趋势项 d_t , 可得式(9):

$$\begin{cases} \alpha_t = \lambda_1(y_t - f_b(u_{t-1})) + (1 - \lambda_1)\alpha_{t-1} \\ d_t = \lambda_2(y_t - f_b(u_{t-1}) - \alpha_{t-1}) + (1 - \lambda_2)d_{t-1} \end{cases} \quad (9)$$

式中, λ_1 代表截距项的 EWMA 预测权重, λ_2 代表趋势项的 EWMA 预测权重, $0 \leq \lambda_1, \lambda_2 \leq 1$ 。为了使该情况能代表普遍情况, 而非特例, 可设 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda$ 。由式(9)构建的双层 EWMA 自适应控制器, 用式(10)描述在时刻 t 的控制输入:

$$u_t = f_b^{-1}(y_T - \alpha_t - d_t) \quad (10)$$

1.3.2 建立叶丝烘干参数自适应控制模型

叶丝烘干时通常有两种控制方式, 一种恒定风温、风量和排潮, 利用控制筒体温度控制含水率; 另一种恒定筒温和风温, 用热风风量和排潮风量联动的模式调节含水率^[14, 15]。为降低多影响因子协同产生的不稳现象, 应只需改变一个量值即可调控含水率。

以卷积神经网络模型获取的叶丝烘干含水率预测值与叶丝烘干含水率标准值之间的误差为输入, 利用 PID 反馈控制输出最佳叶丝烘干参数。PID 控制器将输入预测含水率与标准含水率之间的差值作为其输入, 然后根据比例、积分和微分三个部分的权重进行计算, 输出最佳的叶丝烘干参数, 以使叶丝出口含水率达到期望值。在双层 EWMA 控制器中, 启用两层 EWMA 控制, 第一层用于控制叶丝批次内的出口含水率, 第二层则用于协同控制批次间的出口含水率。由此可知, PID 控

制器负责根据实际与期望含水率的差异来调整叶丝烘干参数, 而双层 EWMA 控制器负责实现平稳控制以及批次间的协同控制, 因此, 将 PID 控制器输出的最佳叶丝烘干参数作为双层 EWMA 控制器的输入之一, 即在满足 PID 控制的条件下引入双层 EWMA 控制器, 实现叶丝含水率控制。这样可以使同一叶丝批次的叶丝含水率维持在一定波动范围, 并保障不同叶丝生产批次间的叶丝含水率保持一致^[15]。控制模型如图 2 所示。

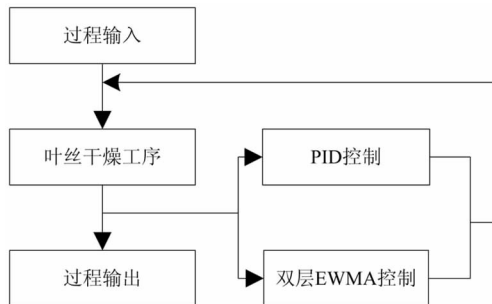


图 2 PID 控制模型图

2 实验分析

本文实验选取某卷烟厂提供的烟草, 采用 PSC 公司提供的 MCT-30 在线水分仪(平均测试精度可达 0.1%—0.5%)。测试精度标准要求干燥含水率为 $(13.2 \pm 0.5)\%$ 。物料流量(5500 kg/h)、热风温度(110 °C)、蒸汽流量(680 kg/h)等运行参数可按照双层 EWMA 控制模型的要求保留原有数据。采集某卷烟厂薄板式烘丝机数据, 设定采集间隔时间为 8 min。

为了对比本文算法应用前后对叶丝含水率的控制效果, 随机选取本文算法应用前后的 3 批叶丝在不同含水率控制时间的情况下, 进行含水率数据分析, 对比分析结果如图 3 所示。

根据图 3 可知, 本文算法应用前 3 个批次间的叶丝含水率差异较大; 本文算法应用后 3 个批次间叶丝含水率差异明显减少, 叶丝含水率波动范围较小。在相同控制时间内, 本文算法应用后的含水率控制效果明显优于本文算法应用前。当控制时间为 0—6 分钟, 本文控制算法应用后可将第一批次叶丝含水率控制在 12.89%—13.06%。而在同一控制时间内, 本文控制算法应用前仅能将第一批次叶丝含水率控制在 12.97%—13.15%。当控制时间为 6—14 min, 本文算法应用前, 第二批叶丝含水率仅能被控制在 12.94%—13.08% 间。本文方

法应用后可将第二批叶丝含水率控制在 12.91%—13.02% 间。当控制时间为 14—20 min, 本文方法应用前, 第三批叶丝含水率为 12.94%—13.13%。本文方法应用后, 第三批叶丝含水率为 12.89%—12.98%, 说明使用本文算法可以在相同控制时间内, 有效降低不同批次叶丝含水率以及批次间含水率的差异, 提升叶丝含水率控制稳定性。

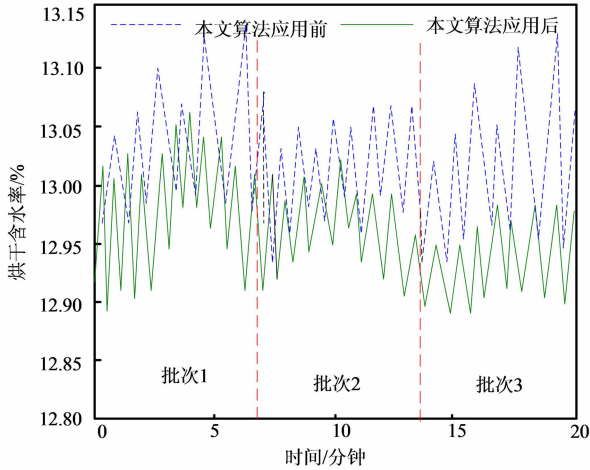


图 3 叶丝含水率预测值与真实值差值图

为了验证本文算法预测叶丝含水率准确性, 统计本文算法利用卷积神经网络 LeNet-5 进行叶丝含水率预测的结果与真实值之间的差值, 结果如图 4 所示。

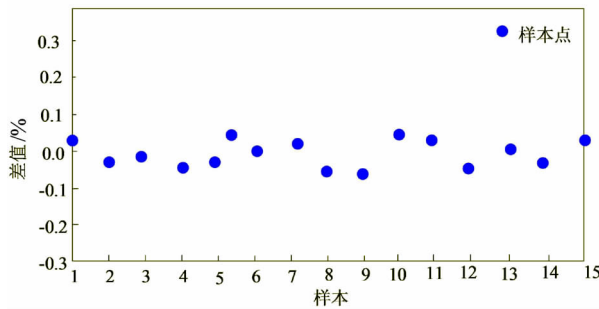


图 4 干燥含水率对比分析图

卷积神经网络 LeNet-5 预测结果准确的标准是烘干叶丝含水率与预测值的误差在 $[-0.15\%, 0.15\%]$ 范围内, 由图 4 可知, 本文算法应用卷积神经网络 LeNet-5 预测含水率与实际含水率之间的差值均在标准范围内, 实验结果表明: 本文算法使用卷积神经网络 LeNet-5 进行含水率预测的偏差较小, 可准确预测叶丝烘干含水率, 为含水率精准控制提供数据基础。

为了进一步验证本文算法的叶丝含水率预测误差, 分别采集 200 批叶丝, 对比分析叶丝烘干含

水率影响因子降维前后的含水率预测误差分布, 结果如表 2 所示。

表 2 叶丝烘干含水率预测误差对比统计表

误差范围/%	含水率影响因子降维前		含水率影响因子降维后	
	采样数量/批	比例/%	采样数量/批	比例/%
$(-\infty, -0.25)$	22	11	0	0
$[-0.25, -0.15)$	36	18	9	5
$[-0.15, 0.15]$	116	58	170	85
$(0.15, 0.25]$	19	10	18	9
$(0.25, +\infty)$	7	4	3	2
合计	200	100.00	200	100.00

根据表 2 可得出, 利用降维后的含水率影响因子预测叶丝烘干含水率的误差范围在 $[-0.15\%, 0.15\%]$ 之内的占比 85%, 而利用降维前含水率影响因子进行含水率预测的误差占比则为 58%, 降维后相比降维前上升 27%。由此可见本文算法结合影响系数进行叶丝烘干含水率影响因子降维可以显著提升叶丝烘干含水率预测精度, 为叶丝后续烘干提供保障。

为了验证本文算法应用卷积神经网络 LeNet-5 进行含水率预测时, LeNet-5 中 C5 层特征图个数对含水率预测准确率及预测时间的影响, 采集大量制造执行系统 (MES) 中叶丝烘干含水率影响因子相关样本数据, 并建立可测试数据库, 作为不同 C5 层特征个数的 LeNet-5 的输入进行叶丝含水率预测。预测结果见表 3。

表 3 不同 C5 层特征图个数的预测精度与时间

C5 层特征数量/个	30	60	120	240	480
预测样本准确率/%	97.88	98.36	98.60	98.72	98.72
预测时间/s	0.245	0.277	0.289	0.311	0.319

从表 3 中可看出, C5 层特征数量与出口含水率预测精度呈正比例关系, 当特征数量递增, 出口含水率预测准确率随之提高。表明增加 C5 层特征数量, 可提高卷积神经网络 LeNet-5 预测准确率, 但是在提高到一定数值后, 即使增加 C5 层特征数量, 准确率也保持不变。C5 层特征数量的增加会加大卷积神经网络 LeNet-5 预测难度, C5 层特征图个数与卷积神经网络 LeNet-5 预测速度呈反比例关系。说明本文算法可采用减少 C5 层特征数量, 提高叶丝出口含水率预测速度。为兼顾含水率预测精度与效率, 本文将 120 作为卷积神经网络

络 LeNet-5 中 C5 层特征图个数,以便获取良好的叶丝含水率预测效果。

为了验证本文算法对批次不相同的叶丝干燥含水率控制具有一致性,选取其中 8 批干燥叶丝,对比分析双层 EWMA 控制模型应用前后数据,包

括干燥含水率均值、方差、极差、均方误差等质量指标,再求取平均值。表 4 中双层 EWMA 控制模型应用前数据采集于 2022 年 2 月,双层 EWMA 控制模型应用后数据采集于 2022 年 4 月。

表 4 叶丝干燥含水率对比分析表

批次顺序	1	2	3	4	5	6	7	8	均值	
本文 算法 应用前	均值/%	13.07	12.98	12.95	13.06	12.98	12.99	13.09	13.02	13.018
	方差/%	0.007	0.004	0.011	0.007	0.006	0.007	0.005	0.006	0.007
	极差/%	0.319	0.719	0.466	0.411	0.382	0.511	0.517	0.476	0.475
	均方误差	0.035	0.018	0.015	0.012	0.045	0.039	0.028	0.017	0.026
本文 算法 应用后	均值/%	12.97	12.88	13.04	12.89	12.99	13.01	13.00	12.88	12.958
	方差/%	0.006	0.005	0.009	0.007	0.005	0.006	0.006	0.005	0.006
	极差/%	0.455	0.698	0.511	0.396	0.369	0.397	0.465	0.488	0.472
	均方误差	0.029	0.022	0.015	0.015	0.038	0.029	0.022	0.029	0.025

由表 4 可得,本文算法应用后叶丝干燥含水率均值 12.958%、方差 0.006%、极差 0.472%、均方误差 0.025 均低于本文算法应用前。对比分析数据可知,本文算法采用双层 EWMA 控制模型可以增加叶丝干燥含水率控制稳定性,保证不同批次叶丝之间的干燥含水率的一致性。

3 结 论

研究了基于机器学习与含水率影响因子的叶丝烘干参数自适应控制算法,在投料阶段利用卷积神经网络 LeNet-5 预测叶丝含水率,基于叶丝投料阶段含水率自动反馈的控制,在烘干阶段结合 PID 和双层 EWMA 控制器建立叶丝烘干参数自适应控制模型,精准控制叶丝含水率并保证不同批次叶丝含水率的一致性,从而提升叶丝烘干含水率的质量控制能力。

参考文献

[1] 李金兰,王道铨,罗登炎,等.不同部位烟叶的叶丝烘焙特性[J].食品与机械,2021,37(4):195-199+211.
 [2] 程思凡,吴慕遥,秦琳琳,等.基于自适应遗传算法的气化炉氧碳比控制[J].计算机仿真,2022,39(7):281-286.
 [3] 陈翠玲,赖燕华,王滔,等.叶丝在增温增湿与滚筒烘丝工序中香味组分变化分析[J].分析测试学报,2020,39(5):604-611.

[4] 刘雅君,李鹏超,徐建燎,等.烟丝干燥过程中高频振槽的参数优化[J].烟草科技,2020,53(3):97-101+112.
 [5] 金发岗,王雅琳,张鹏程,等.随机森林和 DE-ELM 的烘丝机入口含水率预测[J].控制工程,2020,27(3):532-539.
 [6] 刘穗君,刘颖,赵万堂,等.薄板烘丝机出口含水率稳定性控制方法研究[J].中国烟草学报,2022,28(5):41-46.
 [7] 陈然,林利明,陈振业,等.HDT 气流烘丝机工艺气体载水量自动控制系统的的设计与应用[J].烟草科技,2022,55(9):89-94.
 [8] 肖荣和,吴玉生,舒强,等.膨胀烟丝加工过程的模糊 PID 控制系统[J].食品工业,2022,43(11):70-73.
 [9] 王济民,魏怡,周宇,等.基于 LeNet-5 卷积神经网络和颜色特征的限速标志识别[J].计算机科学,2021,48(S2):345-350.
 [10] 卓鸣,汪鹏,望开奎.基于 MIV-BP 神经网络的成品烟丝质量预测模型构建[J].食品与机械,2021,37(12):161-166+214.
 [11] 范丽丽,赵宏伟,赵浩宇,等.基于深度卷积神经网络的目标检测研究综述[J].光学精密工程,2020,28(5):1152-1164.
 [12] 汤磊,丁博,何勇军.基于卷积神经网络的高效三维模型检索方法[J].电子学报,2021,49(1):64-71.
 [13] 李文伟,靳毅,王海宇,等.基于双层 EWMA 方法的叶丝干燥出口含水率质量一致性控制[J].烟草科技,2020,53(5):93-98.
 [14] 陈龙,吴斌方,张耀,等.基于模糊 PID 控制的步进驱动系统研究[J].组合机床与自动化加工技术,2020,553(3):99-102.
 [15] 朱敏,臧昭宇,胥子豪,等.气动调节阀最优分数阶 PID 控制器设计[J].振动与冲击,2022,41(22):267-274.