

卷烟制丝环节关键工序水分预测模型的建立与检验

Establishment and detection of moisture prediction model of key processes of cigarette cutting process

李自娟 刘 博 高 杨 陈娇娇

LI Zi-juan LIU Bo GAO Yang CHEN Jiao-jiao

(张家口卷烟厂有限责任公司, 河北 张家口 075000)

(Zhangjiakou Cigarette Factory Co., Ltd., Zhangjiakou, Hebei 075000, China)

摘要:以卷烟制丝环节的松散回潮工序、加料回潮工序、热风润叶工序以及制丝全线为研究对象,利用人工神经网络及多元回归建模方法,考察不同建模方法对各工序水分预测精度的影响,并对其进行运行测试。结果表明:松散回潮工序水分预测选择多元回归方法建模,其预测误差绝对值的均值为0.24%;加料回潮工序水分预测选择人工神经网络方法建模,其预测误差绝对值的均值为0.20%;热风润叶工序水分预测选择人工神经网络方法建模,其预测误差绝对值的均值为0.10%;制丝全线水分预测选择人工神经网络方法建模,其预测误差绝对值的均值为0.05%;模型运算系统基于C#语言开发,使用SQLSERVER数据库存储数据;开发的模型运算系统具有很强的数据分析能力和生产预测能力,可用于卷烟制丝环节各关键工序的水分预测。

关键词:卷烟;制丝环节;多元回归模型;人工神经网络模型

Abstract: Taking the loosening and conditioning process, feeding moisture returning process, hot air moistening process and the whole silk making process as the research objects, the artificial neural network and multiple regression modeling method were used to investigate the influence of different modeling methods on the moisture prediction accuracy of each process. moreover, the predicted results were tested experimentally. The experimental results showed that the mean of the absolute value of the prediction error was 0.24% for the loose moisture returning process with multiple regression modeling method. The mean of the absolute value of the prediction error was 0.20% for feeding moisture

returning process with artificial neural network method. The mean of the absolute value of the prediction error was 0.10% for hot air moistening process with artificial neural network method. The mean of the absolute value of the prediction error was 0.05% for all the silk making process with artificial neural network method. The model computing system was developed based on C# language, with the use of SQLSERVER database for data storage. The developed model operation system had strong ability of data analysis and production prediction, which could be used to predict the moisture content of each key process in cigarette silk making process.

Keywords: cigarette; silk making process; multiple regression model; artificial neural network model

制丝过程中的含水率是卷烟生产中最重要控制指标,如何尽可能地提高各工序的出口水分控制的平稳性与精准性,一直是各卷烟企业的重点研究内容^[1-2]。目前,卷烟制作过程中的松散回潮、叶片加料、热风润叶、薄板烘丝工序多采用PID算法,以及前馈补偿、顺序逻辑控制手段,这种控制手法的优点是模型简单易实施^[3],但各控制回路间的协调性差,相对独立,较难达到真正的闭环自动控制^[4],实际应用中很难满足动态精度和动态稳定性及平稳性^[5]。同时,输出变量与输入变量间具有较强的滞后性^[6]。为了提高控制水平,各企业利用大数据技术^[7]和计算为基础的机器学习、人工智能等^[8-9]技术开展相关研究。钟文焱等^[10]建立了基于多因素分析的烘丝机入口含水率预测模型,实现了松散回潮机回潮加水比例自动计算,提高了烘丝机入口含水率稳定性;刘炳军等^[11]采用多元回归分析法,研究了烘丝工序各工艺参数间的相关性,提高了批次间的稳定性;董高峰等^[12]采用BP神经网络模型,研究了烟梗生产的最佳工艺参数组合方案,提高了梗丝质量;王宏铝等^[13]构建了烟碱模型,利

作者简介:李自娟,女,张家口卷烟厂有限责任公司高级工程师,硕士。

通信作者:刘博(1987—),男,张家口卷烟厂有限责任公司工程师,硕士。E-mail:42831468@qq.com

收稿日期:2020-06-08

用模型实时预测原烟烟碱含量,并依据其含量的差异进行分类堆放,实现了均质化加工。

文章拟利用神经网络算法、多元回归分析方法建立松散回潮、叶片加料、热风润叶、薄板烘丝工序等多因素的入口与出口含水率的关系模型,并依据建模方法的预测精度择优选择模型,旨在为借助数据分析提升制丝水分控制精度的目标提供依据。

1 数据与方法

1.1 数据采集及处理

1.1.1 数据采集 选择企业自有卷烟钻石(硬红),由MES生产管理系统进行数据采集,采集时效3个月。

1.1.2 数据预处理

(1) 预处理1:有效数据筛选。依据 3σ 原则筛选后^[14],得到有效生产记录192条,其流程为:

开始→统计变量数据→按需求剔除异常样本→形成样本→结束

(2) 预处理2:数据无量纲化,采用极大化法^[15],并分别按式(1)~(7)计算各指标。

$$c_1 = t_1 / 30\%, \quad (1)$$

$$c_2 = t_2 / 620, \quad (2)$$

$$c_3 = t_3 / 80, \quad (3)$$

$$c_4 = t_4 / 50, \quad (4)$$

$$c_5 = t_5 / 175, \quad (5)$$

$$c_6 = t_6 / 50, \quad (6)$$

$$c_7 = t_7 / 1\,250, \quad (7)$$

式中:

c_1 ——无量纲含水率;

t_1 ——物料原始含水率, %。

c_2 ——无量纲松散回潮加水量;

t_2 ——原始松散回潮加水量, L;

c_3 ——无量纲补偿蒸气开度;

t_3 ——原始补偿蒸气开度, %。

c_4 ——无量真空回潮到松散回潮时长;

t_4 ——原始真空回潮到松散回潮时长, m;

c_5 ——无量暂存柜储存时长;

t_5 ——原始暂存柜储存时长, m;

c_6 ——无量加料回潮排潮开度;

t_6 ——原始加料回潮排潮开度, %;

c_7 ——无量地下柜储存时长;

t_7 ——原始地下柜储存时长, m。

(3) 预处理3:变量定义。记薄板烘丝机入口水分 y ,

定义变量(无量纲处理后)为:松散回潮入口水分 x_1 、松散回潮出口水分 x_2 、松散回潮加水总量 x_3 、松散回潮补偿蒸气开度 x_4 、真空回潮至松散回潮输送时长 x_5 、暂存柜储存时长 x_6 、加料回潮入口水分 x_7 、加料回潮出口水分 x_8 、加料回潮补偿蒸气开度 x_9 、加料回潮排潮开度 x_{10} 、地下柜储存时长 x_{11} 、热风润叶入口水分 x_{12} 、热风润叶出口水分 x_{13} 、热风润叶补偿蒸气开度 x_{14} 。

(4) 预处理4:水分仪零点值修正。各批次水分值根据水分仪零点值进行校正,保证数据在同一零位上,从而保证数据的有效性。

1.2 数学建模

1.2.1 建模方法 将制丝流程进行适当分节,利用神经网络算法、多元回归分析方法建立多因素影响下,每个分节中烟叶或烟丝的入口与出口含水率关系模型;再建立烘丝入口含水率的预测模型,如图1所示。

根据图1所示水分仪的分布,将烘丝前工序分成4段,其中一段:来料至水分仪1;二段:水分仪2至水分仪3;三段:水分仪3至水分仪5;四段:来料至水分仪6。

多元回归法预测模型建立是以历史数据为基础,将目标参数作为 y 值,其他参数作为变量因子,通过数据代入,得到模型方程。松散回潮工序其变量因子为入口水分、打水量、补偿蒸气开度、真空至松散回潮时长,输出因子为松散回潮机出口水分。同理,其他3个工序以输入因子作为变量,输出因子作为目标值。

神经网络法预测模型建立是通过大量的历史数据,逐步建立和完善输入变量至输出结果之间的路径,通过不同的输入变量值,预测输出结果。各工序模型的建立,采用不同的输入因子、神经元及模型结构,但均采用包含一个隐含层神经网络模型,设定训练目标0.05,训练速度0.01,最大训练步数100。

1.2.2 数据延迟试验 启动生产设备,在工序设备入口处放置标靶,使用秒表开始计时,当标靶运动至设备出口水分检测设备下方时,结束计时。

1.2.3 模型精度试验 同工序水分预测值与对应水分显示值相减,得到模型预测误差。

2 结果与讨论

2.1 工序预测模型构建

2.1.1 多元回归法预测模型的建立 松散润叶工序以入口水分(x_1)、总打水量(x_3)、补偿蒸气开度(x_4)、真空回潮至松散回潮时长(x_5)作为变量,以出口水分 y 为因变量,建立多元回归模型,各因子系数见表1。

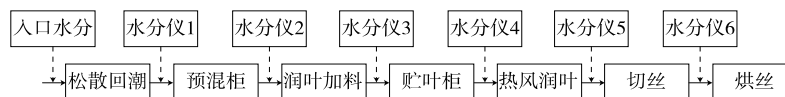


图1 烘丝前工艺流程

Figure 1 Process flow before drying

根据表 1 得:

$$x_2 = 2.802x_1 + 0.351x_3 - 0.024x_4 + 0.003x_5 - 0.922。 \tag{8}$$

叶片加料工序以其入口水分(x_6)、加料工序暂存柜储存时间(x_7)、补偿蒸气开度(x_9)、排潮开度(x_{10})为变量,出口水分(x_8)为因变量,建立多元回归模型,各因子系数见表 2。

根据表 2 得:

$$x_8 = -0.001x_6 + 0.471x_7 - 0.009x_9 - 0.009x_{10} + 0.492。 \tag{9}$$

热风润叶工序以地下柜储存时长(x_{11})、热风润叶入口水分(x_{12})、热风润叶补偿蒸气开度(x_{14})为变量,热风润叶出口水分(x_{13})为因变量,建立多元回归模型,各因子系数见表 3。

根据表 3 得:

$$x_{13} = -0.005x_{11} + 0.236x_{12} + 0.020x_{14} + 0.566。 \tag{10}$$

以整线影响因素为变量,薄板烘丝机入口水分(Y)为因变量,建立相应的多元回归模型,各因子系数见表 4。

根据表 4 得:

$$Y = 0.306x_1 + 0.037x_3 + 0.001x_4 + 0.002x_5 + 0.002x_6 - 0.065x_7 + 0.004x_9 - 0.001x_{11} + 0.006x_{12} + 0.004x_{14} + 0.583。 \tag{11}$$

2.1.2 神经网络法预测模型的建立

(1) 松散润叶工序构建松散回潮出口水分神经网络预测模型,其网络结构见表 5、6。

表 1 松散润叶段各因子系数

Table 1 Factor coefficients of ordering cylinder

模型	非标准化系数		标准化系数 Beta	T	显著性
	B	标准错误			
常数	-0.922	0.077		-11.956	0.000
x_1	2.802	0.159	0.636	17.599	0.000
x_3	0.351	0.024	0.603	14.598	0.000
x_4	-0.024	0.021	-0.047	-1.164	0.248
x_5	0.003	0.005	0.022	0.603	0.548

表 2 叶片加料段各因子系数

Table 2 Factor coefficients of casing cylinder

模型	非标准化系数		标准化系数 Beta	T	显著性
	B	标准错误			
常数	0.492	0.044		11.113	0.000
x_6	-0.001	0.004	-0.014	-0.195	0.846
x_7	0.471	0.063	0.628	7.445	0.000
x_9	-0.009	0.003	-0.220	-2.785	0.007
x_{10}	-0.009	0.014	-0.041	-0.616	0.540

由表 5、6 可知,该模型为 3 层结构,输入层为 4 个因子,输出层为 1 个因子,神经元为 2 个,松散回潮入口水分对模型输出值变化最重要(此权重是由建模软件依据参数在模型中对输出结果的贡献值作出的判定)。

(2) 加料回潮工序构建出口水分神经网络预测模型,其网络结构见表 7、8。

由表 7、8 可知,该模型为 3 层结构,输入层为 4 个因子,输出层为 1 个因子,神经元为 1 个,加料回潮入口水分对模型输出值变化最重要。

(3) 热风润叶工序构建出口水分神经网络预测模型,其网络结构见表 9、10。

由表 9、10 可知,该模型为 3 层结构,输入层为 3 个因子,输出层为 1 个因子,神经元为 3 个,热风润叶入口水分对模型输出值变化最重要。

(4) 构建整线神经网络预测模型,其网络结构见表 11、12。

由表 11、12 可知,该模型为 3 层结构,输入层为 10 个因子,输出层为 1 个因子,神经元为 1 个,热风润叶入口水分对模型输出值变化最重要。

表 3 热风润叶段各因子系数

Table 3 Factor coefficients of hot-winding conditioning cylinder

模型	非标准化系数		标准化系数 Beta	T	显著性
	B	标准错误			
常数	0.566	0.054		10.423	0.000
x_{11}	-0.005	0.004	-0.122	-1.256	0.212
x_{12}	0.236	0.072	0.388	3.289	0.001
x_{14}	0.020	0.006	0.398	3.367	0.001

表 4 整线各影响因子系数

Table 4 Factor coefficients of thin plate dryer

模型	非标准化系数		标准化系数 Beta	T	显著性
	B	标准错误			
常数	0.583	0.044		13.210	0.000
x_1	0.306	0.103	0.512	2.960	0.004
x_3	0.037	0.016	0.469	2.311	0.023
x_4	0.001	0.009	0.011	0.089	0.929
x_5	0.002	0.002	0.092	0.871	0.386
x_6	0.002	0.003	0.072	0.676	0.501
x_7	-0.065	0.070	-0.180	-0.931	0.355
x_9	0.004	0.003	0.215	1.478	0.143
x_{10}	0.000	0.011	-0.002	-0.024	0.981
x_{11}	-0.001	0.001	-0.097	-0.968	0.336
x_{12}	0.006	0.038	0.028	0.145	0.885
x_{14}	0.004	0.003	0.216	1.363	0.176

2.2 工序模型优选试验

两种模型分别对同一生产批次进行预测,并与生产运行实际显示值进行配对 T 检验,其结果见表 13。

由表 13 可知,松散回潮段选用误差较小的多元回归模型;加料回潮段、热风润叶段及整线选用误差较小的神

表 5 松散回潮段神经网络结构信息

Table 5 Structure information of neural network in ordering cylinder

类型	X	Y	神经元及激活函数
范围	0	3.333 3	偏差
范围	0	2.666 7	x_1
范围	0	2.000 0	x_3
范围	0	1.333 3	x_5
范围	0	0.666 7	x_4
范围	1	3.000 0	偏差
范围	1	2.000 0	隐藏层激活:双曲正切输出层激活:恒等式
范围	1	1.000 0	隐藏层激活:双曲正切输出层激活:恒等式
范围	2	2.000 0	x_2

表 6 各因子重要性

Table 6 Importance of each factor

因素	重要性(x_2)	因素	重要性(x_2)
x_5	0.016 7	x_3	0.384 0
x_4	0.068 3	x_1	0.531 1

表 7 加料回潮段神经网络结构信息

Table 7 Structure information of neural network in casing cylinder

类型	X	Y	神经元及激活函数
范围	0	3.333 3	偏差
范围	0	2.666 7	x_7
范围	0	2.000 0	x_{10}
范围	0	1.333 3	x_9
范围	0	0.666 7	x_6
范围	1	2.666 7	偏差
范围	1	1.333 3	隐藏层激活:双曲正切输出层激活:恒等式
范围	2	2.000 0	x_8

表 8 各因子重要性

Table 8 Importance of each factor

因素	重要性(x_8)	因素	重要性(x_8)
x_{10}	0.104 0	x_9	0.246 9
x_6	0.165 1	x_7	0.484 0

表 9 热风润叶段神经网络结构信息

Table 9 Structure information of neural network in hot-winding conditioning cylinder

类型	X	Y	神经元及激活函数
范围	0	2.4	偏差
范围	0	1.8	x_{14}
范围	0	1.2	x_{13}
范围	0	0.6	x_{12}
范围	1	2.4	偏差
范围	1	1.8	隐藏层激活:双曲正切输出层激活:恒等式
范围	1	1.2	隐藏层激活:双曲正切输出层激活:恒等式
范围	1	0.6	隐藏层激活:双曲正切输出层激活:恒等式
范围	2	1.5	x_{13}

表 10 各因子重要性

Table 10 Importance of each factor

因素	重要性(x_{13})	因素	重要性(x_{13})
x_{14}	0.244 2	x_{11}	0.336 5
x_{12}	0.419 3		

表 11 烘丝入口水分神经网络结构信息

Table 11 Structure information of moisture neural network at the entrance of thin plate dryer

类型	X	Y	神经元及激活函数
范围	0	9.166 7	偏差
范围	0	8.333 3	x_{14}
范围	0	7.500 0	x_3
范围	0	6.666 7	x_{10}
范围	0	5.833 3	x_4
范围	0	5.000 0	x_7
范围	0	4.166 7	x_2
范围	0	3.333 3	x_9
范围	0	2.500 0	x_8
范围	0	1.666 7	x_1
范围	0	0.833 3	x_{12}
范围	1	6.666 7	偏差
范围	1	3.333 3	隐藏层激活:双曲正切输出层激活:恒等式
范围	2	5.000 0	Y

表 12 各因子重要性

Table 12 Importance of each factor

因素	重要性(Y)	因素	重要性(Y)
x_1	0.046 9	x_{10}	0.076 9
x_3	0.057 9	x_2	0.081 4
x_4	0.062 2	x_8	0.096 1
x_7	0.068 1	x_9	0.125 7
x_{13}	0.071 5	x_{12}	0.177 7

表 13 工序模型预测精度统计
Table 13 Process model prediction accuracy statistics

模型	松散回潮	加料回潮	热风润叶	整线
	工序	工序	工序	
多元回归模型	0.24	0.52	0.18	0.085
神经网络模型	0.84	0.20	0.10	0.046

神经网络模型。

2.3 模型检验

2.3.1 试运行结果 采集 2018 年 9 月的生产数据进行试运行,其结果见表 14。

由图 2 可知,模型预测与实际显示值之间趋势一致,且预测误差均 ≤ 0.5 。

表 14 2018 年 9 月份上线试运行数据
Table 14 Commissioning data in September 2018

样本	加水量		松片出口水分		加料出口水分		润叶出口水分		烘丝入口水分	
	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值	预测值	实际值
1	519.54	536.97	20.09	20.50	22.61	22.86	22.48	22.22	21.94	21.98
2	560.24	545.43	20.06	20.33	22.90	22.65	22.05	22.36	21.99	21.91
3	521.49	495.36	20.01	20.43	22.87	22.49	22.66	22.21	21.95	21.86
4	527.43	497.63	20.29	20.25	22.90	22.69	21.86	22.24	21.99	21.79
5	539.11	554.70	20.87	20.13	22.90	22.87	22.10	22.16	21.99	21.96
6	576.61	588.00	20.43	20.10	22.92	22.87	22.31	22.12	21.88	21.96

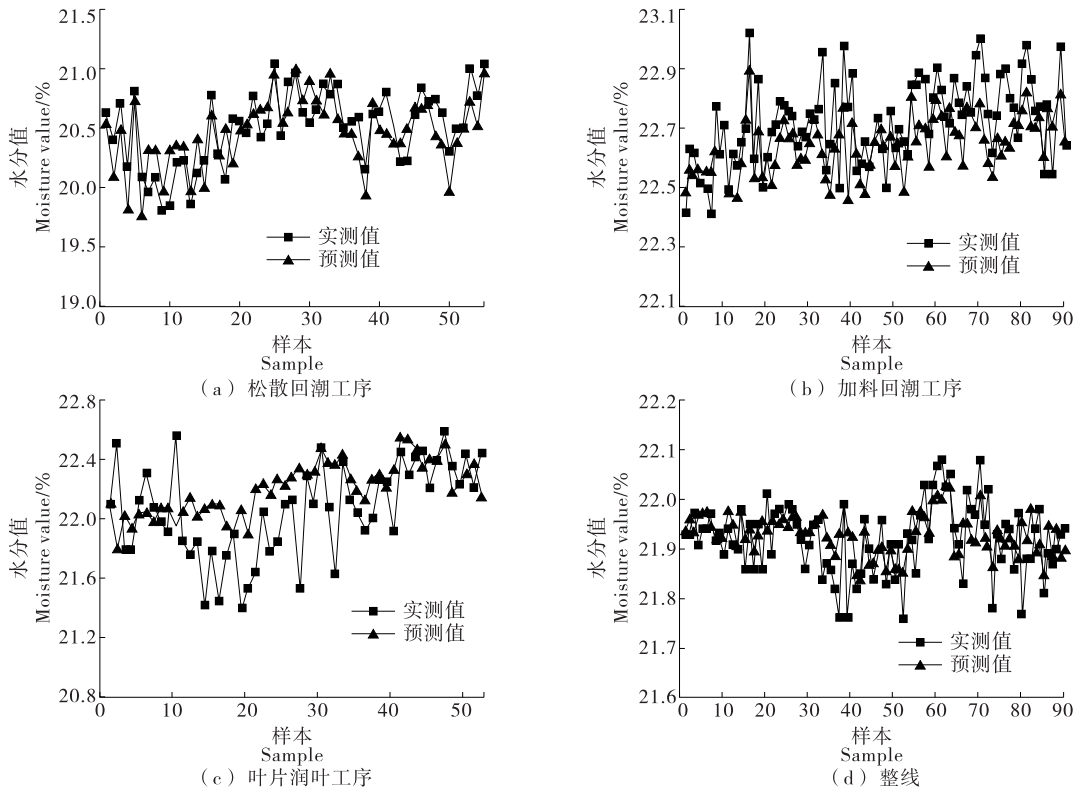


图 2 预测值与实际显示值对比

Figure 2 Compared the predicted value with the actual displayed value

2.3.2 数据验证 用 T 检验验证程序预估该阶段水分变化情况与实际情况是否一致,结果见表 15、16。

由表 16 可知,各对组配对 T 检验中 P 值均大于 0.05,二者差异不显著,即预测数据与实际数据一致,模型可靠。

3 模型应用

按各阶段含水率预测流程图 3,利用 C# 语言编译,建立数据分析模块,应用 SQLSERVER 数据库存储数据,提供较稳定的数据传递速度,结合 Three 3D 插件,编译控件,通过对控件的操作,系统获取已知参数,自动进行数学模型分析,得出预测参数数值(图 4),形成预测系统。

4 结论

建模数据非线性情况下,使用神经网络方法建立预

表 15 基本统计量
Table 15 Basic statistics ($n=6$)

组别	平均数	标准偏差	标准错误平均值	组别	平均数	标准偏差	标准错误平均值
加水量预测值	540.736 665	23.094 253 0	9.428 189 3	加料出口水分实际值	22.738 333	0.155 745 5	0.063 582 8
加水量实际值	536.348 332	35.402 525 6	14.453 020 6	润叶出口水分预测值	22.243 333	0.296 288 1	0.120 959 1
松散出口水分预测值	20.291 667	0.324 740 9	0.132 574 9	润叶出口水分实际值	22.218 333	0.082 077 2	0.033 507 9
松散出口水分实际值	20.290 000	0.160 374 5	0.065 472 6	烘丝入口水分预测值	21.956 667	0.043 665 4	0.017 826 3
加料出口水分预测值	22.850 000	0.118 659 2	0.048 442 4	烘丝入口水分实际值	21.910 000	0.073 212 0	0.029 888 7

表 16 预测值与实际值的配对 T 检验
Table 16 Paired T test

组别	平均数	标准偏差	标准错误平均值	95%差异数的信任区间		T	自由度	显著性 (双尾)
				下限	上限			
加水量	4.388 333 3	21.684 985 5	8.852 858 3	-18.368 663 3	27.145 330 0	0.496	5	0.641
松散出口水分	0.001 666 8	0.463 785 0	0.189 339 4	-0.485 045 7	0.488 379 4	0.009	5	0.993
加料水分	0.111 666 7	0.220 007 9	0.089 830 1	-0.119 248 9	0.342 582 3	1.243	5	0.269
润叶出口水分	0.025 000 0	0.330 620 6	0.134 975 3	-0.321 965 1	0.371 965 1	0.185	5	0.860
烘丝入口水分	0.004 666 7	0.100 332 8	0.040 960 7	-0.058 626 1	0.151 959 5	1.139	5	0.306

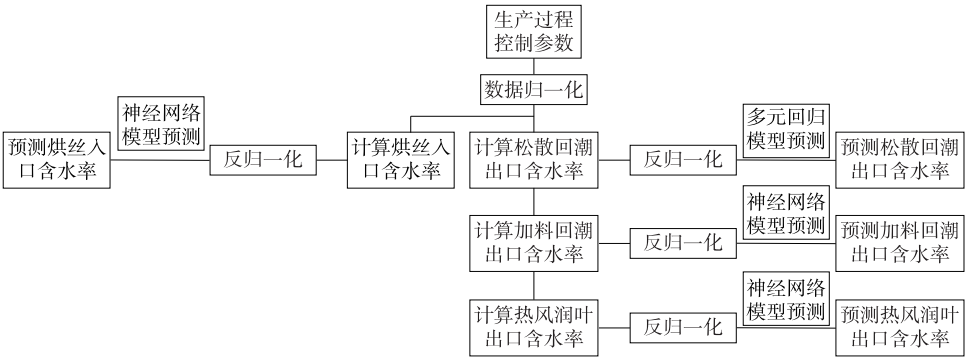


图 3 各阶段含水率预测流程
Figure 3 Moisture content prediction process of each stage



图 4 预测系统示意图

Figure 4 Schematic diagram of prediction system

测模型的预测精度要高于多元回归法,反之,数据为线性的情况下,模型应选择多元回归法。松散回潮工序使用多元回归法建模,而加料回潮工序、热风润叶工序以及整线均采用神经网络法建模,利用各预测模型对生产过程数据进行预测,其误差分别为 0.24%,0.20%,0.10%,0.046%,精度满足工艺要求,可被用于流水线智能化控制

的前端分析模块。经研究系统预测精度还可以进一步提升,神经网络本身具备自学能力,能够自我提升预测准确度,因此,需不断收集数据,对模型进行不断训练,提升其预测精度。

参考文献

[1] 普绍清, 高长江. 优化烟草制丝设备提高烟丝质量[J]. 山东工业技术, 2018(13): 39.
[2] 赵曰利. 制丝工艺加工控制要素分析[J]. 企业科技与发展, 2014(5): 31-32, 45.
[3] 胡宇航, 何毅, 李凡, 等. 烘丝过程出口水分控制数据分析方法应用研究[J]. 电脑与信息技术, 2016(4): 13-15.
[4] 王小飞, 彭晓燕, 杨玉波, 等. 基于 RBF-ARX 模型的烘丝机出口含水率优化控制方法[J]. 烟草科技, 2014(1): 26-30.
[5] 曹阳. 基于 BP 神经网络的烘丝控制模型的研究与应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2016: 20-23.
[6] 刘泽, 何邦华, 陈林, 等. 基于料液施加效果的加料工序关键工艺参数优化[J]. 烟草科技, 2015, 48(4): 71-75.

(下转第 205 页)

- 相液相色谱法[J]. 计算机与应用化学, 2013, 33(11): 1 379-1 382.
- [13] 刘江伟, 于蒙蒙, 范双杰, 等. 黄秋葵花的成分分析[J]. 食品科技, 2016, 41(7): 280-283.
- [14] 王万方, 张怀令, 陈丽, 等. 不同加工形式茶叶茶多酚含量及抗氧化活性比较研究[J]. 大理学院学报, 2014, 13(10): 18-21.
- [15] 徐玮, 王利华, 聂宁. 不同温度和时间处理对茶多酚损失率的影响[J]. 中国农学通报, 2009, 25(2): 15-17.
- [16] CHEN Ying-Jie, KUO Ping-Chung, YANG Mei-Lin, et al. Effects of baking and aging on the changes of phenolic and volatile compounds in the preparation of old Tieganyin oolong teas[J]. Food Research International, 2013, 53(2): 732-743.
- [17] WAN Li-fei, KIM Dong-man, LEE Chang-yong. Effects of heat processing and storage on flavanols and sensory qualities of green tea beverage[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2000, 48(9): 4 227-4 232.
- [18] WANG Chen, LV Shi-dong, WU Yuan-shuang, et al. Oolong tea made from tea plants different from locations in Yunnan and Fujian China showed similar aroma but different taste characteristics[J]. Springer Plus, 2016, 5(5): 1-15.
- [19] 程启坤, 阮宇成, 王月根, 等. 绿茶滋味化学鉴定法[J]. 茶叶科学, 1985, 5(1): 7-17.
- [20] 武彦文, 欧阳杰. 氨基酸和肽在食品中的呈味作用[J]. 中国调味品, 2001(1): 19-22.
- [21] 王慧琛, 王丽琴. 熊果苷的应用及检测研究进展[J]. 天津药学, 2012, 24(4): 71-74.
- [22] 王亚芳, 周宇辉, 张建军. 熊果苷镇咳、祛痰及平喘的药效学研究[J]. 中草药, 2003, 34(8): 739-741.
- [23] 臧晓霞, 章文超, 林英秀. 知柏地黄丸联合坤泰胶囊治疗更年期综合征的疗效观察[J]. 现代药物与临床, 2016, 31(12): 2 029-2 032.
- [24] 方伟进, 李艳, 曹珊珊, 等. 山茱萸果核提取物耐疲劳和耐缺氧作用研究[J]. 河南科技大学学报(医学版), 2011, 29(3): 167-169.
- [25] WOLF I V, PEROTTI M C, ZALAZAR C A. Composition and volatile profiles of commercial Argentinean blue cheeses[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2011, 91(2): 385-393.

(上接第 176 页)

- [13] 高蔓, 刘欣悦, 刘静静, 等. 青萝卜护绿与热泵干燥动力学研究[J]. 农产品加工, 2019(3): 25-29.
- [14] ZHANG Zi-xun, FENG Gui-feng, LI Yun. Development of okra sports drink[J]. Beverage industry, 2019, 22(2): 47-51.
- [15] 中华人民共和国卫生部. 食品安全国家标准 食品营养强化剂使用标准: GB 14880—2012[S]. 北京: 中国标准出版, 2012: 8-9.
- [16] 文星. 苦苣菜护色工艺及叶绿素铁钠盐制备的研究[D]. 西安: 陕西科技大学, 2013: 11.
- [17] KOCA N, KARADENIZ F, BURDURLU H S. Effect of pH on chlorophyll degradation and colour loss in blanched green peas[J]. Food Chemistry, 2006, 100(2): 609-615.
- [18] 刘扬. 养心菜护绿及贮藏工艺研究[D]. 长春: 吉林大学, 2015: 33.
- [19] WAN Qian-guo, ZHAO Hui-meng, ZHEN Peng-zhang, et al. Optimization of key variables for the enhanced production of hydrogen by *Ethanoligenens harbinense* W1 using response surface methodology[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2011, 36(10): 5 843-5 848.
- [20] ATTAPOL S, PAIROTE W, PATTAVARA P, et al. Application of a plackett-burman design for screening raw materials mainly affecting the properties of mum (Thai Fermented Sausage)[J]. Chiang Mai University Journal of Natural Sciences, 2020, 19(1): 122-138.
- [21] 肖润林, 王久荣, 单武雄, 等. 不同遮荫水平对茶树光合环境及茶叶品质的影响[J]. 中国生态农业学报, 2007, 15(6): 6-11.
- [22] IKEDA G, NAGAI H, SAGARA Y. Development of food kansei model and its application for designing tastes and flavors of green tea beverage[J]. Food Science and Technology Research, 2004, 10(4): 396-404.
- [23] 刘东娜, 聂坤伦, 杜晓, 等. 抹茶品质的感官审评与成分分析[J]. 食品科学, 2014, 35(2): 168-172.

(上接第 195 页)

- [7] 张辉. 大数据技术在烘丝出口水分预测与控制中的应用[J]. 通讯世界, 2017(6): 249-250.
- [8] 王艳, 陈静, 王志山, 等. 基于模糊神经网络 PID 控制的粉体包装计量控制系统[J]. 食品与机械, 2020, 36(1): 136-139.
- [9] 杨正伟, 张鑫, 李庆盛, 等. 基于电子舌及一维深度 CNN-ELM 模型的普洱茶贮藏年限快速检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(7): 45-52.
- [10] 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.
- [11] 刘炳军, 李江, 邱琳, 等. 制丝烘丝工序关键工艺参数批间稳定性控制分析[J]. 大众科技, 2017, 19(12): 16-19.
- [12] 董高峰, 殷沛沛, 和智君, 等. 微波膨胀梗制丝关键工艺参数的优化[J]. 中国农学通报, 2014, 30(30): 302-309.
- [13] 王宏铝, 王筑临, 许小双, 等. 基于在线烟碱预测模型的烟叶复烤均质化加工[J]. 烟草科技, 2015, 48(6): 79-83.
- [14] 何晓群. 多元统计分析[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2012: 143-154.
- [15] 李洪成, 姜宏华. SPSS 数据分析教程[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012: 24-27.