

# 基于 PSO-Elman 算法的茶叶烘干含水率预测

赵丽清, 段东瑶, 殷元元, 郑映晖, 徐鑫, 孙颖, 薛懿威

(青岛农业大学机电工程学院, 青岛 266109)

**摘 要:** 为研究茶叶热风烘干过程中内部水分的变化规律, 该试验以绿茶为例, 通过对揉捻后的茶叶进行动态热风烘干, 监测不同喂入量 (800~1 200 g)、烘干温度 (90~120 °C)、滚筒转速 (20~30 r/min) 下的茶叶含水率变化。试验采用烘干法测定含水率, 将烘干温度、滚筒转速、烘干初始水分、预测时间作为输入, 含水率作为输出, 分别利用多元线性回归、BP (Back Propagation) 神经网络、Elman 神经网络以及粒子群优化的 Elman 神经网络 (PSO-Elman) 算法建立烘干过程茶叶含水率预测模型。结果表明, 温度对烘干过程影响最大, 喂入量以茶叶铺满滚筒壁形成完美抛撒料幕为宜, 过多容易造成受热不均, 整个烘干过程茶叶含水率降低速率呈现先快后慢的趋势, 烘干结束时含水率基本稳定在 4%~5%。分别对建立的多元线性回归、BP、Elman 以及 PSO-Elman 含水率预测模型进行验证和误差分析, 模型测试集决定系数分别为 0.960 9、0.998 0、0.998 5 和 0.999 4, 且 BP 和 Elman, PSO-Elman 模型的平均绝对误差仅为 0.035%、0.026% 和 0.014%, 而传统线性回归模型的平均绝对误差高达 2.414%, 相比传统线性回归模型, 3 种神经网络算法均表现出了更好的预测效果, 能更好的预测茶叶烘干过程的含水率变化。研究结果可为茶叶热风烘干工艺和过程提供理论依据, 为指导茶叶加工生产, 提高加工效率和茶叶品质提供参考依据。

**关键词:** 含水率; 干燥; 茶叶; 动态规律; 神经网络; 预测模型

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.19.033

中图分类号: S24

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-19-0284-09

赵丽清, 段东瑶, 殷元元, 等. 基于 PSO-Elman 算法的茶叶烘干含水率预测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(19): 284-292.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.19.033 <http://www.tcsae.org>

Zhao Liqing, Duan Dongyao, Yin Yuanyuan, et al. Prediction of tea drying moisture content based on PSO Elman algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(19): 284-292. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.19.033 <http://www.tcsae.org>

## 0 引 言

茶是世界三大饮料 (可可, 咖啡, 茶) 中最具生命力、最具市场前景的饮料, 已被证明可用于降低如癌症和心血管等慢性病的发生率<sup>[1-2]</sup>。水分是茶叶加工过程中叶片内部一系列化学反应的介质, 是衡量茶叶加工过程中最重要的品质因子, 因此水分的散失程度以及速度极大影响了茶叶品质<sup>[3]</sup>。茶叶生产需要经过多道加工工序, 其中烘干过程作为茶叶加工的最后一道工序, 随着茶叶水分散失巩固外形, 茶叶内部成分发生微妙反应, 是形成茶叶色泽、香气以及滋味的重要过程<sup>[4-6]</sup>。传统茶叶烘干依靠工人师傅的主观判断来控制茶叶品质, 稳定性不足, 通常采用茶叶机械辅助茶叶加工过程, 研究茶叶烘干过程中的含水率变化规律, 建立精确的水分预测模型对于指导茶叶机械化加工以及提升茶叶品质具有重要意义<sup>[7-8]</sup>。

神经网络 (Neural Networks) 拥有出色的数据处理, 拟合和分类能力, 广泛应用于非线性模型的建立, 其出色的预测能力得到广泛认可。高震宇等<sup>[9]</sup>结合机器视觉以

及卷积神经网络算法, 设计了茶叶分选模型; 张帅堂等<sup>[10]</sup>利用高光谱成像技术和遗传优化神经网络实现对茶叶病斑的准确快速识别; 王胜鹏等<sup>[11]</sup>以神经网络为基础建立了青砖茶压制压力定量分析模型, 为青砖茶产品的研发和品质的快速检测奠定了理论基础; 王近近等<sup>[12]</sup>设计试验研究足火工艺参数对工夫红茶热风干燥特性和品质的影响, 为优质工夫红茶标准化加工工艺参数的优化提供理论依据。近年来关于预测模型的研究较多<sup>[13-16]</sup>, 但是目前来看, 大部分研究都忽略了茶叶在加工过程中含水率的动态变化规律。本文选取绿茶为试验对象, 探究不同烘干条件下茶叶烘干过程中的水分变化规律, 采用神经网络算法, 以烘干温度、滚筒转速、茶叶喂入量、茶叶初始含水率以及烘干时间作为输入参数, 建立精确的茶叶烘干过程含水率预测模型, 为茶叶烘干过程中水分的快速检测提供新的思路, 为指导茶叶加工, 提升茶叶品质以及茶叶烘干过程的智能控制提供理论依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料

茶鲜叶采摘于山东日照嗣晨茶叶有限公司茶园, 为标准一芽一叶、一芽两叶鲜叶, 品种为鸠坑早。

### 1.2 仪器与设备

MB45 卤素水分分析仪, 上海奥豪斯仪器有限公司; YH 型电子天平, 上海英衡称重有限公司; 6CST-100L 型

收稿日期: 2021-05-29 修订日期: 2021-07-23

基金项目: 国家级自然科学基金项目 (32071911); 山东省重点研发计划项目 (2018GNC112012); 山东省重大科技创新工程项目 (2019TSLH0802); 青岛市科技惠民示范引导专项 (21-1-4-ny-2-nsh)

作者简介: 赵丽清, 博士, 教授, 研究方向为智能检测传感器技术。

Email: zhliq017214@163.com

茶叶清洁化生产流水线，日照春茗机械制造有限公司；6CH-2A 型迷你滚筒烘干机，日照春茗机械制造有限公司；DHG-9140A 型电热鼓风干燥箱，上海一恒科学仪器有限公司。除此之外还有密实袋、保鲜膜、铝盒、烘干皿、计算机等辅助用具。

1.3 试验设计

将采摘的标准一芽一叶、一芽两叶鲜叶（含水率 76%~80%），置于室温（18~22 ℃）下摊青（厚度 3 cm）10 h 使含水率降至 70%左右，依照山东省日照嗣晨茶叶有限公司设定生产条件（温度 300 ℃，滚筒转速 30 r/min，时间 3~4 min）、回潮（室温 18~22 ℃，时间 1 h）投入 6CST-100L 型茶叶清洁化生产流水线经杀青、揉捻（时间 20~30 min）后将茶叶用密实袋密封。在室温 22 ℃下静置 1 h 使茶叶水分均匀分布，此时茶叶含水率在 49%~51%，通过 6CH-2A 型烘干机进行烘干试验。6CH-2A 型迷你滚筒烘干机主要技术参数和结构图分别如表 1 和图 1 所示，由烘干机结构可知，烘干过程茶叶含水率变化的主要影响因素为茶叶喂入量、烘干温度、滚筒转速以及烘干时间，此外，烘干过程茶叶的初始含水率是决定能否进行烘干的重要因素。设置时间梯度对烘干过程进行梯度采样，记录初始含水率 49%~51% 的茶叶样本在不同喂入量、烘干温度、滚筒转速的条件下烘干过程（烘干结束含水率约为 4%~5%）含水率的变化情况。

表 1 6CH-2A 型滚筒烘干机主要技术参数  
Table 1 Main technical parameters of 6CH-2A rattler-drying machinery

参数 Parameter	数值 Numerical value
外形尺寸（长×宽×高） Dimensions (length × width × height)/mm	860×600×850
滚筒直径 Roller diameter/cm	45
电机功率 Motor power/kW	0.12
电加热功率 Electric heating power/kW	3
整机质量 Overall weight/kg	55
转速 Speed/(r·min <sup>-1</sup> )	2 700
风速 Wind velocity/(m·s <sup>-1</sup> )	15

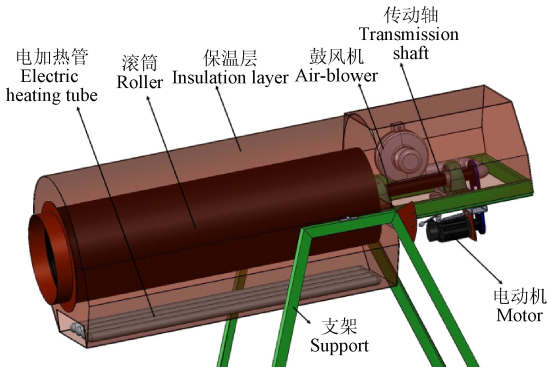


图 1 6CH-2A 型滚筒烘干机结构图  
Fig.1 Structure diagram of 6CH-2A rattler-drying machinery

茶叶含水率检测主要包括直接法和间接法<sup>[17-19]</sup>，本文采用 120℃水分快速测定法（直接法）对茶叶样本进行水分检测。其水分测量如式（1）所示：

$$W = \frac{M_1 - M_2}{M_1} \times 100\% \tag{1}$$

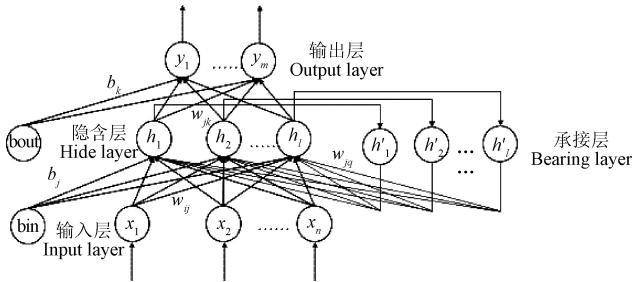
式中  $W$  为所测样品的含水率，%； $M_1$  为样品的初始质量，g； $M_2$  为样品烘干后的质量，g。对样品测试 3 次，取平均值作为当前样品的含水率。

2 水分预测模型的建立

为对茶叶烘干过程中含水率动态变化过程进行准确的预测，本文基于烘干试验所得数据集，分别以 BP (Back Propagation) 神经网络、Elman 神经网络以及 PSO-Elman 神经网络算法建立不同烘干条件下的茶叶含水率预测模型，采用平均绝对误差 MAE、均方根误差 RMSE 和决定系数  $R^2$  作为模型评价指标， $R^2$  越接近 1，平均绝对误差、均方根误差越接近于 0，表明模型的预测效果越好<sup>[20]</sup>，寻找最优模型以解决茶叶烘干过程中含水率动态预测的问题。

2.1 Elman 神经网络模型

Elman 神经网络是一种应用广泛的反馈型神经网络模型，在 BP 神经网络的基础上，增加了一个承接层，使网络具有局部记忆和反馈的能力<sup>[21]</sup>。Elman 网络的结构如图 2 所示，分为输入层、隐含层、承接层和输出层，增加的承接层与隐含层神经元数量一致，从隐含层接收反馈信号，将上一时刻的隐层状态连同当前时刻的输入一起作为隐层的输入，从而达到记忆的目的。基于这种结构使得 Elman 网络能够内部反馈、存储和利用过去时刻的输出信息，相比 BP 网络，其计算能力和网络稳定性都表现的更好<sup>[22]</sup>。



注： $b_j$  为输入层到隐含层之间的阈值， $b_k$  为隐含层到输出层之间的阈值， $x_1 \sim x_n$  为输入参数， $h_1 \sim h_i$  为隐含层输出值， $h'_1 \sim h'_i$  为前一时刻的隐含层输出值， $y_1 \sim y_m$  为输出值， $w_{ij}$  为输入层和隐藏层之间的权值， $w_{jk}$  为隐含层到输出层之间的权值， $w_{jq}$  为承接层和隐含层之间权值。  
Note:  $b_j$  is threshold from input layer to hidden layer,  $b_k$  is threshold from hidden layer to output layer,  $x_1 \sim x_n$  is input parameter,  $h_1 \sim h_i$  is the output value of the hidden layer,  $h'_1 \sim h'_i$  is the output value of the hidden layer at the previous time,  $y_1 \sim y_m$  is output parameter,  $w_{ij}$  is weight value from input layer to hidden layer,  $w_{jk}$  is weight value from hidden layer to output layer,  $w_{jq}$  is weight value from bearing layer to hide layer.

图 2 Elman 神经网络结构图  
Fig.2 Elman neural network structure diagram

隐含层的层数和节点数的设置对网络的性能影响很大，过多会增加网络的复杂度和计算量，甚至产生过拟合，过少则会影响网络的性能。考虑到网络复杂性，一般设置网络隐含层为 1 层，根据经验公式（2）和试凑法确定隐含层神经元数目：

$$L = \sqrt{m + n} + a \tag{2}$$

式中  $L$  为隐含层节点数目,  $m$  为输出层节点数目,  $n$  为输入层节点数目,  $a$  为调节常数, 取 1~10 范围内进行训练找到最优值。

各层之间神经元互相连接, 通过不同的权值和阈值实现信息的传递。设输入层和隐含层之间的权值为  $w_{ij}$ , 承接层和隐含层之间权值为  $w_{jq}$ , 阈值为  $b_j$ , 则隐含层每个节点的输出值由式 (3)、(4) 决定:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + \sum_{j=1}^l w_{jq}h'_j + b_j\right) \quad (3)$$

$$h'_j = h_j(t-1) \quad (4)$$

式中  $i=1, 2, 3, \dots, n, j=1, 2, 3, \dots, l, q=1, 2, 3, \dots, l$ 。  $h_j$  为隐含层输出值,  $f(\cdot)$  为隐含层激活函数,  $x_i$  为输入,  $h'_j$  为前一时刻的隐含层输出值, 经承接层反馈与输入层一同作为当下输出,  $t$  为学习次数。

输出层每个节点的输出值由式 (5) 决定:

$$y_k = g\left(\sum_{j=1}^m w_{jk}h_j + b_k\right) \quad (5)$$

式中  $j=1, 2, 3, \dots, l, k=1, 2, 3, \dots, m$ 。  $g(\cdot)$  为输出层激活函数,  $b_k$  为第  $k$  个节点的阈值。  $f(\cdot)$  与  $g(\cdot)$  不一定相同。

采用经典的梯度下降法实现信息反向传递更新权值和阈值, 取式 (6) 作为误差函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (d_k - y_k)^2 \quad (6)$$

式中  $d_k$  为真实值,  $y_k$  为预测值,  $E$  为误差函数。

隐含层到输出层之间的权值和阈值更新如式 (7)、(8) 所示

$$w_{jk}^{N+1} = w_{jk}^N + \eta_1 \delta_0(k) h_j \quad (7)$$

$$b_k^{N+1} = b_k^N + \eta_2 \delta_k \quad (8)$$

式中  $\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \delta_0(k) h_j$ ,  $\frac{\partial E}{\partial b_k} = \delta_k$ ,  $\eta$  为学习率,  $w_{jk}$  为隐含

层到输出层之间的权值,  $b_k$  为隐含层到输出层之间的阈值,  $\delta_0(k)$  为误差函数对隐含层到输出层权值的偏导,  $\delta_k$  为误差函数对隐含层到输出层阈值的偏导。

输入层和承接层到隐含层之间的权值和阈值更新如式 (9)、(10)、(11) 所示:

$$w_{ij}^{N+1} = w_{ij}^N + \eta_1 \delta_h(k) x_i \quad (9)$$

$$w_{jq}^{N+1} = w_{jq}^N + \eta_2 \delta_h(k) h'_j \quad (10)$$

$$b_j^{N+1} = b_j^N + \eta_2 \delta_j \quad (11)$$

其中:  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_h(k) x_i$ ,  $\frac{\partial E}{\partial w_{jq}} = \delta_h(k) h'_j$ ,  $\frac{\partial E}{\partial b_j} = \delta_j$ ,

$\delta_h(k)$  为误差函数对承接层到隐含层权值的偏导,  $\delta_j$  为误差函数对输入层到隐含层阈值的偏导。

## 2.2 基于粒子群算法优化的 Elman 神经网络

Elman 神经网络能够做到内部反馈、存储和利用过去时刻输出信息, 实现动态系统的映射并直接反映系统的动态特性, 在计算能力及网络稳定性方面都比 BP 神经网络更胜一筹。但是其权值和阈值的更新与 BP 神经网络一样, 首先

对初始的权值和阈值进行随机赋值, 然后基于梯度下降法对网络进行训练, 容易陷入局部最小值, 较难达到全局最优<sup>[23-24]</sup>。为了增强网络全局寻优的能力, 引入粒子群优化算法对 Elman 网络进行优化, 避免网络陷入局部最小值。

### 2.2.1 粒子群算法

粒子群优化算法 (PSO, Particle Swarm Optimization) 模拟了自然界鸟群和鱼群捕食的过程。中心思想是通过群体信息的共享找到全局最优解, 在群体活动中, 每一个个体都受益于所有个体在优化过程中发现和积累的经验, 不存在局部收敛问题<sup>[25]</sup>。粒子群算法的核心思想如式 (12)、(13):

$$v_i = \omega \cdot v_i + c_1 \cdot \text{rand} \cdot (pbest_i - x_i) + \quad (12)$$

$$c_2 \cdot \text{rand} \cdot (gbest_i - x_i)$$

$$x_i = x'_i + v_i \quad (13)$$

式中  $v_i$  是粒子速度;  $x_i$  是本次粒子位置;  $x'_i$  是上次粒子位置,  $\omega$  是惯性因子;  $\text{rand}$  是介于 (0,1) 之间的随机数;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子, 通常取固定值 2;  $pbest_i$  为个体历史最优值;  $gbest_i$  为全局历史最优值。

采用粒子群算法对网络进行初始寻优, 使网络在训练前已经接近全局最优解, 在此基础上网络再次进行寻优训练, 提高网络寻优效率的同时避免陷入局部最优。

### 2.2.2 PSO-Elman 算法

粒子群算法优化 Elman 神经网络分为三部分: Elman 神经网络结构的确定, 粒子群算法优化以及 Elman 神经网络预测。Elman 根据输入输出参数个数确定网络结构, 从而确定粒子群需要优化的权值和阈值个数, 再通过粒子群算法对网络初始的权值和阈值进行优化, 以提高网络全局寻优的能力。这里粒子群中的每个粒子个体都包含了网络的所有权值和阈值, 通过适应度函数计算个体的适应度值, 不断迭代更新每个粒子的速度和位置, 找到最优适应度的粒子对网络的初始权值和阈值进行赋值, 网络经过训练后输出样本预测值<sup>[26]</sup>。PSO 优化 Elman 神经网络的算法流程图如图 3 所示。

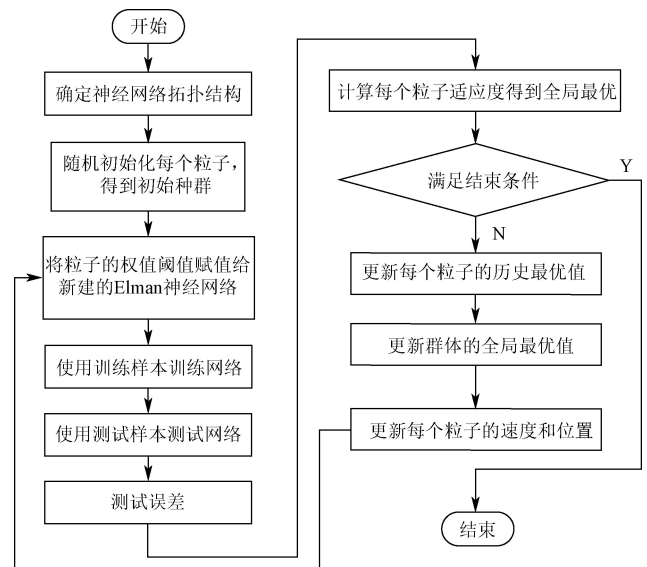


图 3 PSO-Elman 神经网络流程图

Fig.3 PSO-Elman neural network flow chart

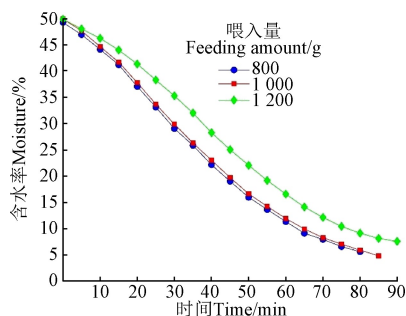
基于相同的数据集分别以 BP、Elman 以及 PSO-Elman 神经网络算法建立茶叶烘干过程的含水率预测模型, 模型均为 4 输入 (分别对应烘干温度、滚筒转速、初始含水率以及烘干时间) 1 输出 (对应烘干过程含水率), 通过参数寻优确定最优网络参数 (权值和阈值) 进行训练。

### 3 结果与分析

#### 3.1 茶叶烘干过程含水率变化规律

##### 3.1.1 不同喂入量下茶叶含水率的变化规律

茶叶初始含水率为 50% 左右, 调整茶叶喂入量进行烘干试验, 根据烘干机筒壁容积设置喂入量变化范围为 800~1 200 g, 茶叶烘干时的含水率变化规律如图 4 所示, 结果表明, 在 800~1 000 g 喂入量情况下茶叶烘干效果较好, 超过 1 000 g 烘干效果明显降低, 这是因为当滚筒转动时会带动茶叶颗粒使其进行抛撒形成料幕, 与滚筒内热空气接触<sup>[27-28]</sup>, 当喂入量较少时, 滚筒内茶叶颗粒分布较为稀疏, 茶叶在筒体内与热空气充分接触, 烘干均匀性高, 效果较好, 当喂入量较高时, 茶叶颗粒之间接触较为紧密, 在筒体内运动时茶叶间互相粘连, 受热不均使得烘干效果降低, 可见对于烘干过程, 适当增加喂入量可提高茶叶生产效率, 同时有利于茶叶品质的提高。



注: 烘干机温度为 90℃, 转速为 25 r·min<sup>-1</sup>。  
Note: Dryer temperature is 90 °C, rotating speed is 25 r·min<sup>-1</sup>.

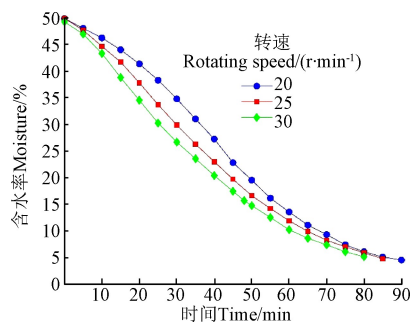
图 4 不同喂入量茶叶平均含水率变化

Fig.4 Changes of tea moisture content with different feeding amounts

##### 3.1.2 不同转速下茶叶含水率的变化规律

喂入量设置为 1 000 g, 茶叶初始含水率均控制在 49%~51% 之间, 固定烘干机温度 90℃, 设置滚筒转速分别为 20、25、30 r/min 进行烘干试验, 茶叶投入前对烘干机进行预热, 达到指定的温度后开始烘干。茶叶含水率变化规律如图 5 所示, 结果表明, 在相同的温度下, 滚筒转速越高, 茶叶含水率降低越快, 且高水状态下茶叶的失水速度明显高于低水状态的失水速度, 烘干后期茶叶失水速度变缓, 这是由于滚筒转速较低时, 滚筒带动茶叶转动形成的料幕面积较小<sup>[29]</sup>, 茶叶与筒体内热空气接触不充分, 含水率变化缓慢, 当转速过高时, 茶叶失水速度提高, 加之茶叶与滚筒内壁碰撞加剧, 使得部分茶叶破碎。因此在茶叶烘干过程应适当增加滚筒转速, 在保证合理的碎茶率的基础上能形成良好的料幕, 提高

茶叶品质。



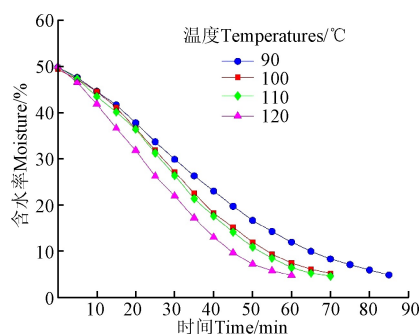
注: 喂入量为 1 000 g, 茶叶初始含水率在 49%~51% 之间, 烘干机温度为 90 °C。  
Note: The feeding amount is 1 000 g, the initial moisture content of tea is controlled between 49%-51%, dryer temperature is 90 °C.

图 5 不同转速下茶叶平均含水率变化

Fig.5 Changes of tea moisture content under different rotation speeds

##### 3.1.3 不同温度下茶叶含水率的变化规律

茶叶初始含水率为 50%, 改变温度进行烘干试验, 茶叶含水率的变化规律如图 6 所示。试验结果表明, 相比于转速, 茶叶含水率的变化受温度的影响更为明显, 在低温 90℃ 下茶叶失水较为平缓, 在高温 120℃ 下茶叶失水迅速, 但是容易造成水分变化不均匀, 出现焦边、糊边、爆点等现象, 对茶叶品质有较大影响<sup>[30]</sup>。由图 6 可知, 中间温度 100℃、110℃ 相比于 90℃ 下的水分变化更为迅速, 同时不会像 120℃ 高温对茶叶品质影响较大, 可见在茶叶烘干过程中, 温度的控制至关重要, 如果温度过低, 茶叶失水缓慢, 茶叶香气散失, 生产效率低且影响茶叶品质, 如果温度过高, 虽然失水迅速, 但是茶叶失水不均匀, 容易出现焦边、糊边现象。因此茶叶烘干过程中应严格控制烘干温度, 使茶叶在快速失水的同时固定品质, 整形做形, 发展茶香。



注: 转速为 25 r·min<sup>-1</sup>, 茶叶喂入量为 1 000 g。  
Note: Rotating speed is 25 r·min<sup>-1</sup>, the feeding amount is 1 000 g.

图 6 不同温度下茶叶含水率变化

Fig.6 Changes of tea moisture content at different temperatures

##### 3.1.4 茶叶评分影响因子的显著性分析

为探究温度、转速、喂入量对茶叶烘干效果的影响程度, 对不同温度 (90~120℃)、转速 (20~30 r/min)、喂入量 (800~1 200 g) 下茶叶烘干的效果进行评价计分, 评分标准遵循“效率高、质量好”的原则, 计算茶叶烘干过程含水率下降速率并邀请嗣晨茶叶有限公司的 3 位



制茶师傅对烘干结束的茶叶进行评价打分, 每个试验进行 3 次取平均值, 最后以速率和质量占比 3 : 7 进行综合评分。设计 3 因素 5 水平二次回归正交试验探究各影响因素对茶叶烘干过程的影响效果, 试验因素编码与组合试验结果如表 2、表 3 所示, 其中在第 10 组试验中评分达到 83.78, 说明温度为 120 ℃、喂入量为 1 000 g、转速为 25 r/min 时烘干效果较好。采用 Design Expert 软件进行二次多项式回归分析, 结果如表 4 所示。

表 2 试验因素与编码水平  
Table 2 Experimental factors and coding level

编码水平 Coding levels	温度 Temperature $X_1/^\circ\text{C}$	喂入量 Feeding amount $X_2/\text{g}$	转速 Rotating speed $X_3/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$
1.353	120	1 200	30
1	116.086	1 147.819	28.695
0	105	1 000	25
-1	93.914	852.181	21.305
-1.353	90	800	20

表 3 组合试验结果  
Table 3 Combined test results

序号 No.	温度 Temperature	喂入量 Feeding amount	转速 Rotating speed	评分 Score $Y$
1	1	1	1	74.39
2	1	1	-1	71.59
3	1	-1	1	78.67
4	1	-1	-1	75.96
5	-1	1	1	59.02
6	-1	1	-1	54.75
7	-1	-1	1	64.28
8	-1	-1	-1	60.06
9	-1.353 1	0	0	63.43
10	1.353 1	0	0	83.78
11	0	-1.353 1	0	78.83
12	0	1.353 1	0	65.16
13	0	0	-1.353 1	71.34
14	0	0	1.353 1	79.03
15	0	0	0	75.52
16	0	0	0	75.62
17	0	0	0	75.54

在主效应检验中, 发现温度  $X_1$ 、喂入量  $X_2$ 、转速  $X_3$  的  $P$  值分别为 0.000 1、0.003 1、0.027 2, 均小于 0.05, 说明温度、转速、喂入量对烘干效果均有显著影响, 根据  $P$  值大小顺序可知对茶叶烘干效果的影响程度由大到小排序为温度、喂入量、转速。

表 4 回归模型的显著性分析  
Table 4 Significance analysis of regression model

来源 Source	回归系数 Regression coefficients	标准差 Standard deviation	$t$ 检验值 $t$ test value	$P$ 值 $P$ value
$X_1$	7.720 5	0.853 7	9.952 9	0.000 1
$X_2$	-3.234 2	0.853 7	4.169 4	0.003 1
$X_3$	2.092 8	0.853 7	2.697 9	0.027 2
$X_1X_2$	-2.941 2	0.647 3	2.875 0	0.020 7
$X_1X_3$	-3.820 5	0.647 3	3.734 5	0.005 8
$X_2X_3$	-2.078 3	0.647 3	2.031 5	0.076 7
$X_1^2$	0.24	0.707 1	0.256 3	0.804 2
$X_2^2$	-0.372 5	0.707 1	0.397 7	0.701 2
$X_3^2$	0.017 5	0.707 1	0.018 7	0.985 6

3.2 水分预测模型对比分析

3.2.1 预测模型的建立

为了准确预测不同条件下茶叶烘干过程中的含水率, 固定喂入量 (根据滚筒尺寸确定, 以旋转时茶叶能均匀抛撒形成料幕为宜, 本试验喂入量为 1 000 g), 以茶叶初始含水率、烘干温度、滚筒转速以及烘干时间为输入, 干燥后含水率为输出分别建立了 BP、Elman 以及 PSO-Elman 神经网络茶叶含水率动态预测模型, 总数据量为 190 组。根据经验公式 (2) 取隐含层神经元为 1~13, 通过试验确定神经网络结构, 图 7 为不同隐含层神经元对模型 MAE、RMSE 以及  $R^2$  的影响, 结果表明, 在多数情况下, Elman 神经网络的预测效果均优于 BP 神经网络, 这是因为 Elman 网络的承接层使得网络能够内部反馈、存储和利用过去时刻的输出信息, 相比 BP 有更好的计算能力和网络稳定性, 通过试验确定 BP 隐含层神经元个数为 11, Elman 隐含层神经元个数为 13。在此结构基础上引入粒子群算法对 Elman 网络的初始权值和阈值进行优化, 增强网络全局寻优的能力, 避免陷入局部最优。

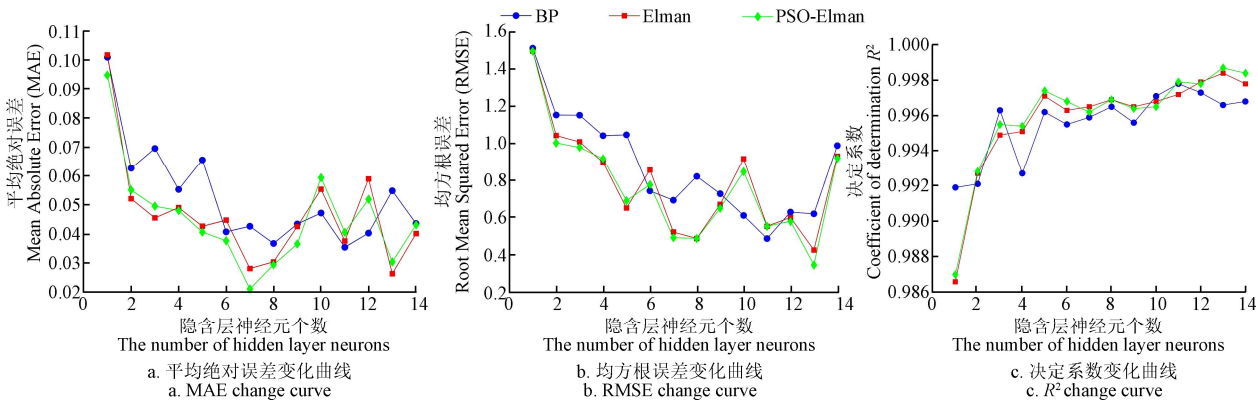


图 7 隐含层神经元对网络性能的影响  
Fig.7 The influence of hidden layer neurons on network performance

3.2.2 预测模型对比分析

在确定网络的基本结构的基础上分别建立 BP、Elman 及 PSO-Elman 茶叶含水率预测模型。将实际烘干试验得到的 190 组数据集按照 8:2<sup>[31]</sup>的比例分为 152 组训练集与 38 组测试集，分别使用 3 个网络模型进行预测，采用传统线性拟合方式建立多元回归模型作为对比参考，模型方程如式（14）所示：

$$y=52.165\ 51-0.257\ 2x_1-0.384\ 29x_2+0.647\ 58x_3-0.655\ 93x_4\ (14)$$

式中  $y$  为预测含水率值，%； $x_1$  为滚筒烘干温度，℃； $x_2$  为烘干滚筒转速，r/min； $x_3$  为待烘干茶叶的初始含水率，%； $x_4$  为烘干时间，s。

同样采用 MAE、RMSE 以及  $R^2$  作为模型的评价指标，预测结果如表 5、图 8、图 9 所示。结果表明，采用同样的数据集建立的线性拟合、BP、Elman 以及 PSO-Elman 预测模型的  $R^2$  分别为 0.960 9、0.998 0、0.998 5 和 0.999 4，说明基于神经网络算法所建立的模型相比传统的线性拟合方法表现出了明显的优势，其中，PSO-Elman 预测模型的预测效果优于 BP 和 Elman 预测模型。通过对不同烘干条件下的茶叶含水率预测模型的误

差分析可知，采用 PSO-Elman 神经网络算法建立的水分预测模型预测更加精确，网络表现更好，故 PSO-Elman 动态水分预测模型更加适用于指导茶叶烘干过程。

表 5 BP、Elman 和 PSO-Elman 含水率预测模型比较  
Table 5 Comparison of BP, Elman and PSO Elman moisture content prediction models %

预测模型 Predictive model	训练集 Training set		测试集 Test set	
	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE
线性拟合 Linear fit	2.631	3.215	2.414	2.947
BP 神经网络 BP neural network	0.029	0.459	0.035	0.485
Elman 神经网络 Elman neural network	0.024	0.401	0.026	0.424
PSO-Elman 神经网络 PSO-Elman neural network	0.011	0.300	0.014	0.341

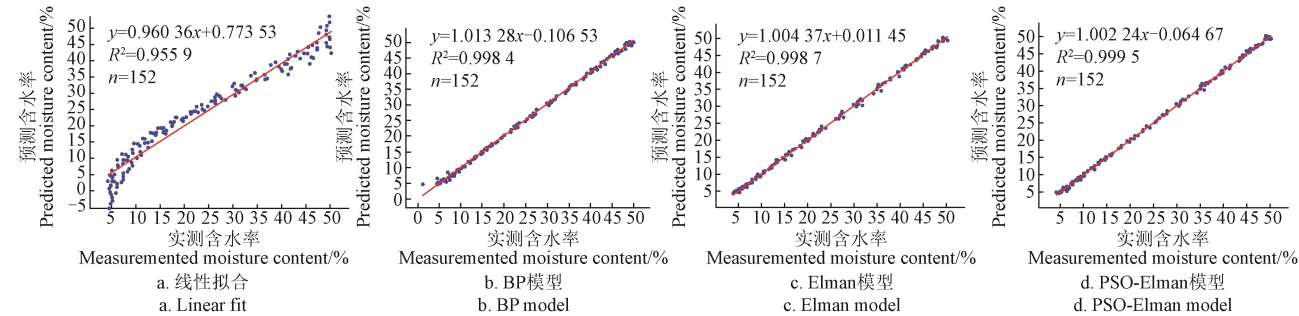


图 8 线性、BP、Elman 和 PSO-Elman 模型训练集结果  
Fig.8 Results of linear, BP, Elman and PSO Elman model training sets

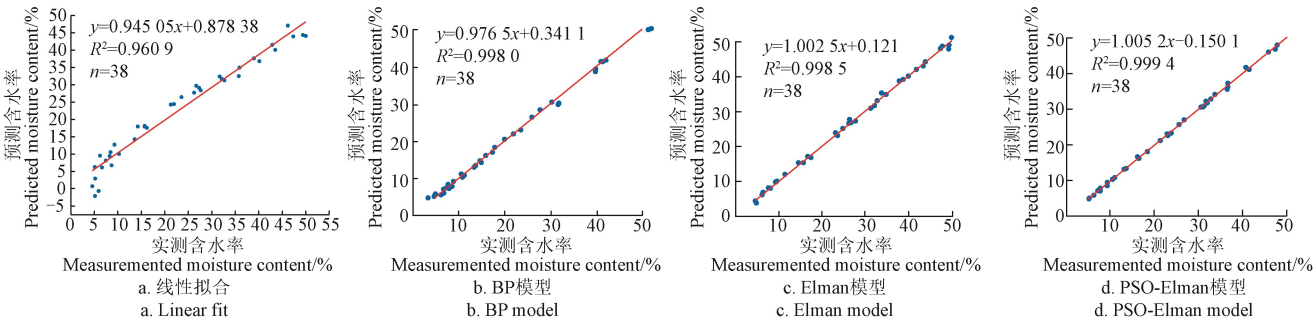


图 9 线性、BP、Elman 和 PSO-Elman 模型测试集结果  
Fig.9 Results of linear, BP, Elman and PSO Elman model test sets

4 结 论

本研究以日照绿茶为研究对象，采用热风烘干方式进行茶叶烘干试验，对比不同烘干条件下茶叶含水率变化差异，分析茶叶烘干过程中的含水率动态变化规律，建立了烘干过程茶叶含水率预测模型，得出以下主要结论：

1) 经过揉捻的茶叶含水率基本保持在 49%~51%之间，即为烘干工序茶叶的初始含水率，烘干条件对茶叶含水率的监测表明，茶叶烘干过程含水率总体呈先快后

慢的趋势降低，其主要影响指标依次为烘干温度以及滚筒转速，而茶叶喂入量应根据实际滚筒尺寸确定，旋转时茶叶能均匀抛撒形成料幕且与热空气充分接触为宜。试验表明：随着温度升高，滚筒转速对于含水率的变化影响程度逐渐减小，转速过快会使碎茶率升高。因此对于茶叶烘干过程，应充分考虑温度以及转速对水分变化的影响，以动态含水率变化规律作为指导茶叶烘干过程的依据。

2) 为准确预测不同烘干条件下茶叶含水率的变化规律, 分别采用 BP 神经网络 (Back Propagation neural network)、Elman 神经网络 (Elman neural network) 以及 PSO-Elman 神经网络 (PSO-Elman neural network) 三种模型, 以茶叶初始含水率、烘干温度、滚筒转速以及烘干时间为输入, 茶叶含水率为输出建立茶叶含水率动态预测模型, 并与传统的多元线性回归模型进行对比分析。结果表明, 针对茶叶烘干过程, 智能算法与传统线性回归方法相比预测效果更好。建立的 BP、Elman 以及 PSO-Elman 模型测试集的决定系数  $R^2$  分别为 0.998 0、0.998 5 和 0.999 4, 对不同烘干条件下的预测结果进行误差分析, 结果表明采用粒子群优化的 Elman 神经网络建立的预测模型性能更好, 对于茶叶烘干工序具有更好的应用价值。

#### 参 考 文 献

- [1] Stangl V, Dreger H, Stangl K, et al. Molecular targets of tea polyphenols in the cardiovascular system[J]. Cardiovascular Research, 2007, 73(2): 348-358.
- [2] Butt M S, Sultan M T. Green tea: Nature's defense against malignancies[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2009, 49(5): 463-473.
- [3] 宋楚君, 纵榜正, 周森杰, 等. 龙井茶加工中制叶水分变化及其对茶叶滋味品质的影响[J]. 茶叶, 2020, 46(2): 77-83.  
Song Chujun, Zong Bangzheng, Zhou Senjie, et al. The change of leaf moisture in Longjing tea processing and its effect on the taste and quality of tea[J]. Tea, 2020, 46(2): 77-83. (in Chinese with English abstract)
- [4] 李琛, 艾仄宜, 余志, 等. 优质绿茶加工过程主要物理特性变化的研究[J]. 茶叶科学, 2019, 39(6): 705-714.  
Li Chen, Ai Zeyi, Yu Zhi, et al. Study on changes in main physical characteristics of high-quality green tea during processing[J]. Tea Science, 2019, 39(6): 705-714. (in Chinese with English abstract)
- [5] 叶飞, 龚自明, 桂安辉, 等. 自动化加工生产线改善机采绿茶理化品质研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 281-286.  
Ye Fei, Gong Ziming, Gui Anhui, et al. Research on improving the physical and chemical quality of machine-picked green tea by automated processing production lines[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(3): 281-286. (in Chinese with English abstract)
- [6] Zhao Z, Chen L, Chen G, et al. An approach for in-line control of moisture content during green tea processing[J]. IEEE Access, 2020, 8: 59701-59714.
- [7] 王辉. 茶叶加工生产线集散控制系统[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2017.  
Wang Hui. Distributed Control System of Tea Processing Production Line[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [8] 王凡, 赵春江, 徐波, 等. 便携式茶鲜叶品质光谱检测装置研制[J]. 农业工程学报, 2020, 36(24): 273-280.  
Wang Fan, Zhao Chunjiang, Xu Bo, et al. Development of a portable detection device for the quality of fresh tea leaves using spectral technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(24): 273-280. (in Chinese with English abstract)
- [9] 高震宇, 王安, 刘勇, 等. 基于卷积神经网络的鲜茶叶智能分选系统研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 53-58.  
Gao Zhenyu, Wang An, Liu Yong, et al. Research on intelligent sorting system of fresh tea based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 53-58. (in Chinese with English abstract)
- [10] 张帅堂, 王紫烟, 邹修国, 等. 基于高光谱图像和遗传优化神经网络的茶叶病斑识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(22): 200-207.  
Zhang Shuitang, Wang Ziyang, Zou Xiuguo, et al. Tea disease spot recognition based on hyperspectral image and genetically optimized neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(22): 200-207. (in Chinese with English abstract)
- [11] 王胜鹏, 滕靖, 郑鹏程, 等. 青砖茶压制压力优化及 GCG 近红外快速检测模型建立[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 271-277.  
Wang Shengpeng, Teng Jing, Zheng Pengcheng, et al. Optimizing processing pressure of qingzhuan tea and development of GCG models for near infrared spectroscopy detection[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(8): 271-277. (in Chinese with English abstract)
- [12] 王近近, 袁海波, 滑金杰, 等. 足火工艺参数对工夫红茶热风干燥特性和品质的影响[J]. 农业工程学报, 2020, 36(10): 287-296.  
Wang Jinjin, Yuan Haibo, Hua Jinjie, et al. Effects of foot-fire process parameters on the hot-air drying characteristics and quality of Gongfu black tea[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(10): 287-296. (in Chinese with English abstract)
- [13] 李琳琳, 陈俊亮, 段续, 等. 基于 LF-NMR 及不同干燥方法的哈密瓜片含水率预测模型[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 304-312.  
Li Linlin, Chen Junliang, Duan Xu, et al. Moisture content prediction model of cantaloupe slices based on LF-NMR and different drying methods[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(2): 304-312. (in Chinese with English abstract)
- [14] 李彦, 谢汉垒, 宁井铭, 等. 基于机器视觉形状特征参数的祁门红茶等级识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(23): 279-286.  
Song Yan, Xie Hanlei, Ning Jingming, et al. Qimen black tea grade recognition based on machine vision shape feature parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(23): 279-286. (in Chinese with English abstract)

- [15] 张付杰, 辛立东, 代建武, 等. 猕猴桃片旋转托盘式微波真空干燥特性分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(S1): 501-508.  
Zhang Fujie, Xin Lidong, Dai Jianwu, et al. Rotating tray microwave vacuum drying characteristics of kiwifruit slices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(S1): 501-508. (in Chinese with English abstract)
- [16] 董春旺, 朱宏凯, 周小芬, 等. 基于机器视觉和工艺参数的针芽形绿茶外形品质评价[J]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 38-45.  
Dong Chunwang, Zhu Hongkai, Zhou Xiaofen, et al. Quality evaluation for appearance of needle green tea based on machine vision and process parameters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 38-45. (in Chinese with English abstract)
- [17] 陈寿松, 占杨, 郑功宇, 等. 茶叶含水率常用测定方法及比较分析[J]. 中国茶叶加工, 2013(3): 33-36.  
Chen Shousong, Zhan Yang, Zheng Gongyu, et al. Commonly used methods and comparative analysis of tea moisture content[J]. China Tea Processing, 2013(3): 33-36. (in Chinese with English abstract)
- [18] You K, Lee C, Chan K, et al. Monitoring moisture content for various kind of tea leaves in drying processes using RF reflectometer-sensor system[J]. Instruments, 2018, 2(3): 18.
- [19] 吴伟斌, 刘文超, 李泽艺, 等. 基于高光谱的茶叶含水量检测模型建立与试验研究[J]. 河南农业大学学报, 2018, 52(5): 818-824.  
Wu Weibin, Liu Wenchao, Li Zeyi, et al. Study on detection model establishment and experiment of tea water content based on hyperspectral [J]. Journal of Henan Agricultural University, 2018, 52(5): 818-824. (in Chinese with English abstract)
- [20] 杨成飞, 和寿星, 孟繁佳, 等. 不同深度基质含水率变化规律与预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(S2): 408-414.  
Yang Chengfei, He Shouxing, Meng Fanjia, et al. Research on the variation law and prediction model of matrix moisture content at different depths[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(S2): 408-414. (in Chinese with English abstract)
- [21] 王胜鹏, 龚自明, 郑鹏程, 等. 青砖茶品质近红外特征光谱筛选及预测模型建立[J]. 食品科学, 2020, 41(18): 283-287.  
Wang Shengpeng, Gong Ziming, Zheng Pengcheng, et al. Selection of characteristic near infrared spectra and establishment of prediction model for qingzhuana tea quality[J]. Food Science, 2020, 41(18): 283-287. (in Chinese with English abstract)
- [22] Zheng Y, Zhang X, Wang X, et al. Predictive study of tuberculosis incidence by time series method and Elman neural network in Kashgar, China[J]. BMJ Open, 2021, 11(1): e041040.
- [23] 冀荣华, 李鑫, 张舒蕾, 等. 基于时延神经网络的多深度土壤含水率预测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊 1): 132-136.  
Ji Ronghua, Li Xin, Zhang Shulei, et al. Multi-depth soil moisture prediction based on time-delayed neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(Sup.1): 132-136. (in Chinese with English abstract)
- [24] Kalathing M S H, Basak S, Mitra J. Artificial neural network modeling and genetic algorithm optimization of process parameters in fluidized bed drying of green tea leaves[J]. Journal of Food Process Engineering, 2020, 43(1), e13128.
- [25] 陈啸, 王红英, 孔丹丹, 等. 基于粒子群参数优化和 BP 神经网络的颗粒饲料质量预测模型[J]. 农业工程学报, 2016, 32(14): 306-314.  
Chen Xiao, Wang Hongying, Kong Dandan, et al. Pellet feed quality prediction model based on particle swarm parameter optimization and BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(14): 306-314. (in Chinese with English abstract)
- [26] Zhang Z, Shen Y, Zhang G, et al. Short-term prediction for opening price of stock market based on self-adapting variant PSO-Elman neural network[C]//2017 8th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS). Beijing, China: IEEE, 2017: 225-228.
- [27] 谢立扬, 张晨光, 刘立强, 等. 烘干筒表面传热过程与数值计算[J]. 中国公路学报, 2016, 29(3): 151-158.  
Xie Liyang, Zhang Chenguang, Liu Liqiang, et al. Heat transfer process and numerical calculation on the surface of drying cylinder[J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(3): 151-158. (in Chinese with English abstract)
- [28] 滑金杰, 王华杰, 王近近, 等. 用 PLS-DA 分析毛火方式对工夫红茶品质的影响[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 260-270.  
Hua Jinjie, Wang Huajie, Wang Jinjin, et al. Influences of first-drying methods on the quality of Congou black tea using partial least squares-discrimination analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(8): 260-270. (in Chinese with English abstract)
- [29] 王文中. 滚筒式茶叶热风复干机的设计与试验研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2020.  
Wang Wenzhong. Design and Experimental Research of Drum-type Tea Hot Air Re-drying Machine[D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2020. (in Chinese with English abstract)
- [30] 李兵, 孙长应, 李为宁, 等. 基于 DMC-PID 串级控制的茶叶远红外烘干机设计与试验[J]. 茶叶科学, 2018, 38(4): 410-415.  
Li Bang, Sun Changying, Li Weining, et al. Design and experiment of tea far infrared dryer based on DMC-PID cascade control[J]. Tea Science, 2018, 38(4): 410-415. (in Chinese with English abstract)
- [31] Perea R G, Poyato E C, Montesinos P, et al. Irrigation demand forecasting using artificial neuro-genetic networks[J]. Water Resources Management, 2015, 29(15): 5551-5567.



## Prediction of tea drying moisture content based on PSO Elman algorithm

Zhao Liqing, Duan Dongyao, Yin Yuanyuan, Zheng Yinghui, Xu Xin, Sun Ying, Xue Yiwei

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China)

**Abstract:** Moisture content is critical in the process of tea hot air drying. Taking green tea as an example, an experiment was performed on the dynamic hot air drying of rolled tea, in order to monitor the dynamic change of moisture content of tea with drying time under different feeding amounts (800-1 200 g), drying temperatures (90-120 °C) and drum speeds (20-30 r/min). Each significant factor was analyzed to explore the dynamic changes of the water content of tea under different drying conditions. The experimental results show that there were significant effects of temperature, rotational speed, and feeding rate on the drying of tea leaves. The influence was sorted in the descending order of temperature, feeding rate, and rotating speed. Among them, the temperature has posed the greatest influence on drying. In the feeding amount, it was appropriate to cover the drum wall with tea to form a perfect casting curtain. That was because too much feeding amount easily caused uneven heating of tea, and then appeared dry outside and wet inside, even focal point explosion. The decreasing rate of water content in tea leaves showed a trend of first increased and then decreased in the whole drying. As such, the water loss was less at the lower water content, and finally, the water change tended to be gentle. The water content of tea leaves was basically stable at 4%-5% at the end of drying, particularly for convenient transportation and preservation. A prediction experiment was carried out, where the water content of tea drying was taken as the output, while the structure parameters of the dryer, drying temperature, drum speed, drying initial water, and prediction time as the input. BP, Elman, and PARTICLE swarm optimization Elman neural network (PSO Elman) neural network were used to establish the dynamic prediction model of tea moisture content during drying. A comparison was also made on the traditional multiple linear regression fitting model. The results of verification and error analysis of the Linear fit, BP neural network, Elman neural network and PSO-Elman neural network models showed that their determination coefficients were 0.960 9, 0.998 0, 0.998 5, and 0.999 4, respectively. Compared with the traditional linear regression, the neural network was more accurately expressed the linear or nonlinear relationship in the complex system, showing better prediction for the tea drying. In three neural network models, the PSO-Elman model was more accurate than BP and Elman model, indicating better prediction on the change of water content during tea drying. The findings can provide a strong theoretical basis for the hot air drying of tea, therebyguiding tea processing and production for high efficiency and tea quality.

**Keywords:** moisture content; drying; tea; dynamic change; neural network; prediction model