

# 基于RBF的火龙果冷冻干燥模型预测

孟令启, 曾 蕾

广州科技职业技术大学自动化工程学院, 广东 广州

收稿日期: 2024年1月8日; 录用日期: 2024年5月2日; 发布日期: 2024年5月13日

## 摘 要

以采用卧式转换型冷冻冷藏箱冻结火龙果得到的实验数据为基础, 利用Matlab人工神经网络工具箱, 建立了火龙果冷冻干燥的内部干燥过程与其火龙果表面压力、升华界面位移、辐射换热量、为对流换热量及变形程度对应关系的RBF神经网络预测模型。分析了变形温度和变化速度对火龙果冷冻干燥网络模型精度的影响。得出随着变化温度的增加, 网络的预测误差逐渐增大; 随着变形速度的增大, 网络的预测误差逐渐减小的结论。通过与BP网络和Elman网络模型相比较, 结果表明, RBF网络模型具有更高的精度和较强的泛化能力。

## 关键词

RBF, 神经网络, 冷冻干燥, 预测

# Prediction of Freeze-Drying of Pitaya Based on RBF Neural Network

Lingqi Meng, Lei Zeng

School of Automation Engineering, Guangzhou Vocational University of Science and Technology, Guangzhou Guangdong

Received: Jan. 8<sup>th</sup>, 2024; accepted: May 2<sup>nd</sup>, 2024; published: May 13<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

Based on the experimental data obtained by freezing pitaya in a horizontal conversion type freezer refrigerator, an RBF neural network prediction model of the internal drying process of pitaya freeze-drying in relation to its surface pressure, sublimation interface displacement, radiant heat transfer, convective heat transfer and the degree of deformation was established by using the Matlab Artificial Neural Network Toolbox. The effects of deformation temperature and change rate on the accuracy of the pitaya freeze-drying network model were analyzed. It was concluded that

the prediction error of the network gradually increased with the increase of change in temperature, and the prediction error of the network gradually decreased with the increase of deformation speed. By comparing with the BP network and Elman network model, the results show that the RBF network model has higher accuracy and stronger generalization ability.

## Keywords

RBF, Neural Network, Freeze-Drying, Prediction

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

传统的食品干燥加工会导致食品的颜色、结构和形状发生变化,营养成分显著降低。真空冷冻干燥技术(简称“冻干”),由于是在低温、低压、低氧下干燥,可以有效防止食品中热敏性物质的降解,最大限度地保持食品原有的结构和营养特性,冻干制品的多孔结构也增强了食品的复水性但高耗能的特点一直影响着冻干技术的发展[1][2]。

通过数学模型模拟冷冻干燥时间,可以大幅减少实验量,降低成本。真空冷冻干燥过程包括冻结阶段、升华干燥阶段和解析干燥阶段。相比冻结阶段的模拟研究,对升华干燥和解析干燥阶段的数值模拟由于涉及传热和传质的多物理场耦合,国内外学者对此的研究并不深入。罗瑞明等研究了在升华干燥速率最大时,干切牛肉冷冻干燥所需要的操作条件,通过建立表面温度控制模型,提出隔板温度动态控制策略[3],有效缩短了干燥时间。采用任意拉格朗日-欧拉法对升华干燥过程的升华进行了精确地模拟,并实验验证了模型的有效性。罗瑞明等采用过程分解的方法研究使浓缩酸乳升华速率最大的操作工艺,建立的厚度计算模型可用于浓缩酸乳预冻终温和装盘厚度的确定,建立的隔板温度计算模型为温度动态控制提供了理论指导。J. Ravnik等采用一维小瓶近似法和时间步进的非线性迭代方法求解了多孔干燥层与冻结层之间的热质传递控制方程,应用水蒸气扩散模型,对甘露醇水溶液进行数值模拟,实验结果表明,该模型可准确预测干燥过程中物料内部温度分布以及升华干燥阶段到解析干燥阶段的转折点[4]。

人工神经网络是一门非线性科学,它对函数的任意逼近能力,使它在非线性系统建模和控制中的应用具有坚实的理论基础[5]。在变形抗力预测领域,最常广泛使用的是BP网络,与传统的数学模型相比,预测精度有了较大的提高。但是大多采用的是传统的BP反向传播网络,由于BP网络存在收敛速度慢,易陷入局部最小等缺点,因此会最终影响预测效果,而RBF神经网络具有全局逼近性质和最佳逼近性能,学习快,能较好地反映系统的实际情况,故本文尝试用RBF神经网络建立火龙果的真空冷冻干燥的预测模型[6]。

## 2. RBF神经网络

### 2.1. RBF网络的结构

RBF神经网络是三层前向神经网络,包括输入层、隐含层和输出层。输入层层由输入信号节点组成,它只是传递信号到隐含层,对输入信号不进行任何变换。隐含层的激励函数是中心径向对称且衰减的非

负非线性基函数, 基函数对输入信号仅在局部产生响应, 通常用的基函数是高斯函数。输出层节点的作用函数通常为线性函数, 即为输出基函数的线性组合。其结构如图 1 所示。

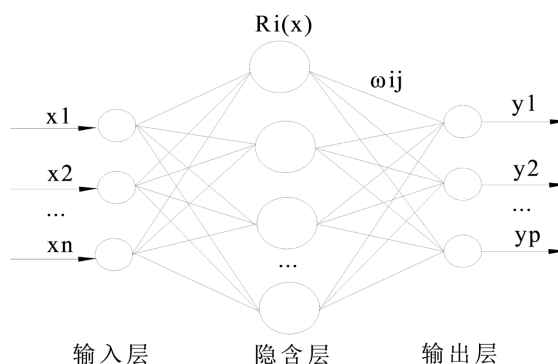


Figure 1. RBF neural network structure  
图 1. RBF 神经网络结构示意图

RBF 网络的学习过程分为两个阶段。第一阶段, 根据所有的输入样本决定隐含层节点的高斯基函数的中心值和方差。第二阶段为权值的学习阶段, 在确定隐含层的参数后, 根据样本, 利用最小二乘原则, 求出网络输出层的权矩阵  $\omega_{ij}$ 。

在 RBF 网络的训练中, 隐含层神经元的个数的确定是一个关键的问题, 传统的做法是使其与输入向量的元素相等。显然, 输入向量很多时, 过多的隐含层单元数是难以让人接受的。为此, 提出一种改进方法, 基本原理是隐含层节点从 0 个开始训练, 通过检查输出误差使网络自动增加神经元, 每次循环使用, 使网络产生的最大误差所对应的输入向量作为权值向量, 产生一个新的隐含层神经元, 然后检查新网络的输出误差。重复此过程, 直到达到误差要求或最大隐含层神经元数为止。由此可见, 径向基函数网络具有结构自适应确定、输出与初始权值无关等特点。

## 2.2. 火龙果的热物性参数分析

火龙果的真空冷冻干燥传质过程, 决定于火龙果表面压力、升华界面位移、辐射换热量、为对流换热量、为对流换热量以及与此有关的各个过程, 如脱水速率、变化温度、动态恢复、静态恢复等。这些因素通过火龙果的内部干燥过程  $\sigma$  的大小。可以用下述关系表述:

$$\sigma = f(x\%, t, u, \varepsilon, \tau, P, Z, qr) \quad (1)$$

式中:  $x\%$ ——火龙果的含水量;

$t$ ——变化温度;

$u$ ——脱水速率;

$\varepsilon$ ——干燥程度;

$\tau$ ——相邻加工道次间时间间隔, 或称变形历史的硬响;

$P$ ——为火龙果表面压力;

$Z$ ——为升华界面位移, cm;

$qr$ ——辐射换热量, J。

## 2.3. 训练样本的选取与预处理

本文样本数据来自采用卧式转换型冷冻冷藏箱冻结火龙果, 然后放入真空冷冻干燥机干燥仓内进行

干燥压缩实验。实验采用。在整个冻干过程中, 真空度和冷阱温度保持在设定值附近, 中心温度逐渐靠近板层温度, 升华干燥时间约为 510 min, 解析干燥时间约为 1020 min。数值模拟升华干燥时间约为 480 min。本文选取其中的 144 组实验数据作为训练样本, 实验温度为 40℃~60℃。

根据火龙果的冷冻传质实验数据, 确定网络模型的输入层有 13 个输入量, 它们分别是含水量以及变形温度  $t$ 、脱水速率  $u$ , 干燥程度  $\varepsilon$ 。输出层只有 1 个输出量, 即火龙果的内部干燥过程  $\sigma$ 。

获取样本向量后, 由于其中各个指标互不相同, 原始样本中各个向量的数量级差别很大, 为了计算方便及防止部分神经元达到过饱和状态, 在研究中对 144 组训练样本进行归一化处理, 把数据归一化到 [0,1] 之间。对已经位于 [0,1] 之间的数据, 无需进行归一化处理。具体做法是: 令一组数中的最大值为  $x_{\max}$ , 最小值为  $x_{\min}$ , 则归一化的值  $x'$  和原始值  $x$  的关系如式(2)所示:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

### 3. RBF 神经网络模型的建立

归一化处理过的实验数据即可用于训练网络。在训练过程中, 通过选取不同的宽度系数  $\text{spread}$  的值进行实验。 $\text{spread}$  的值越大, 函数的拟合就越光滑。但是, 过大的  $\text{spread}$  意味着需要非常多的神经元以适应函数的快速变化。如果  $\text{spread}$  的值越小, 则意味着需要许多的神经元来适应函数的缓慢变化。因此, 需要用不同的  $\text{spread}$  的值进行尝试, 以确定一个最优值。选取训练样本以外的 12 组测试样本, 设网络模型的逼近误差为 0.001, 隐含层神经元个数最大值为 150, 分别选取  $\text{spread}$  的值为 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0 进行实验, 网络的预测误差如图 2 所示。

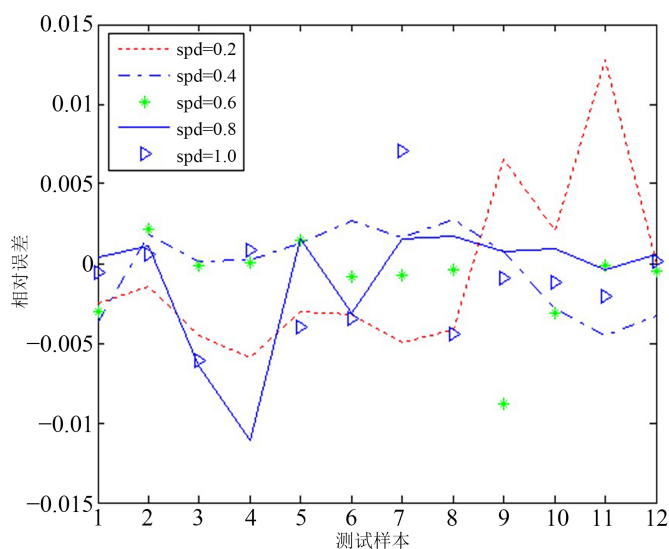


Figure 2. Prediction errors of different “spread” values

图 2. “spread” 取不同值时的预测误差

图 2 所示的相对误差是将网络的输出数据反归一化后与实验数据相比较得到的。通过网络输出结果和实测变形抗力的对比, 可以看出相对误差几乎均在  $\pm 1\%$  的范围以内, 由此可见, 训练好的神经网络模型具有很好的推广能力, 另外, 由于测试样本不包含训练样本, 因此预测结果具有普遍意义。

由图 2 还可以看出, 当宽度系数  $\text{spread} = 0.4$  时, 网络的预报误差最小, 说明此时网络的精度最高, 泛化能力最好。此时网络的训练过程如图 3 所示。

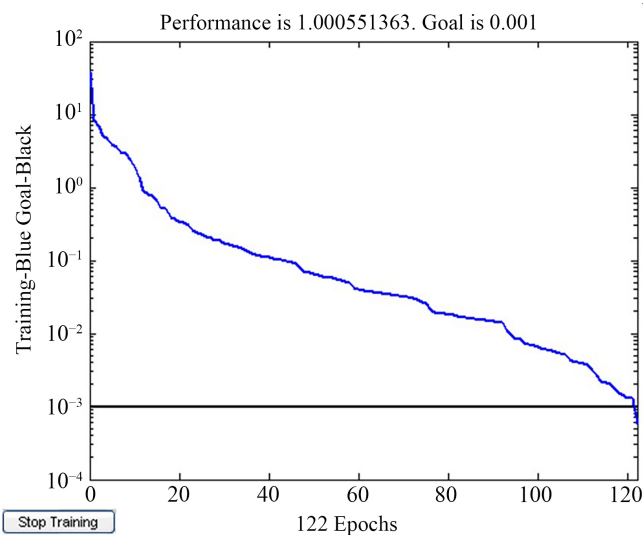


Figure 3. Training process of network  
图 3. 网络的训练过程

由图 3 可以看出, 在网络训练过程中, 误差随训练次数增加而减小。经过 122 次迭代运算后, 网络的拟合误差降到了设定误差以下, 网络停止训练[7]。

#### 4. 不同参数下的测试结果分析

为了分析不同的变形温度对 RBF 网络模型精度的影响, 分别选取变形速度为  $20 \text{ s}^{-1}$ ,  $40 \text{ s}^{-1}$ ,  $60 \text{ s}^{-1}$ , 变形温度分别为  $-40^\circ\text{C}$ ,  $-35^\circ\text{C}$ ,  $-30^\circ\text{C}$  的各 12 组数据, 共建立了 9 个 RBF 网络模型。RBF 网络的训练和测试都选用宽度系数 spread 的值为 0.4, 将得到的 9 组相对误差按变形速度的不同分为 3 组, 如图 4 所示。

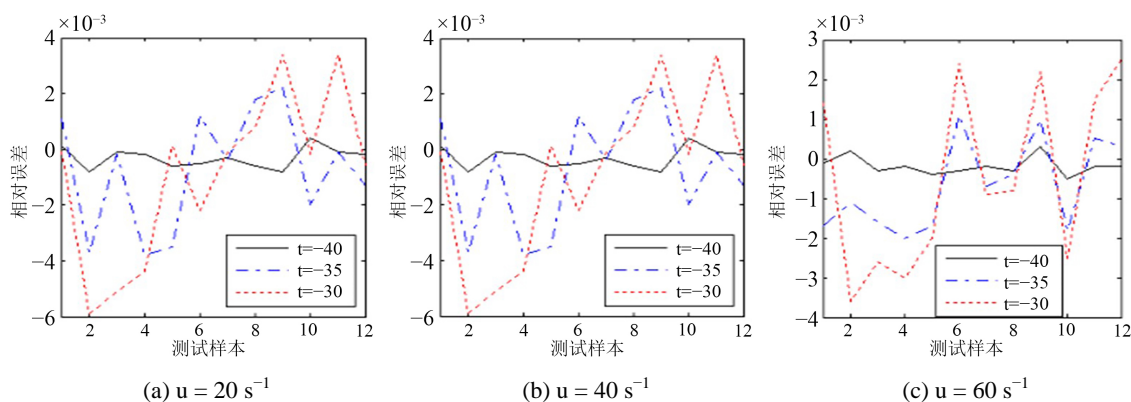


Figure 4. Prediction errors of different change temperature  
图 4. 变化温度不同时的预测误差

由图 4 可以看出, 在变形速度相同的情况下, 变化温度为  $-45^\circ\text{C}$  时网络模型的预测误差最低, 随着变化温度的增加, 网络的预测误差逐渐增大。这是因为变化温度是对干燥过程影响最为强烈的一个因素, 在一般情况下, 随着变化温度的提高, 脱水速率减少。由于影响脱水速率的因素很多, 而本文仅仅考虑了对脱水速率影响较大的变化温度、变形速度及变形程度等主要因素, 忽略了其它次要因素对脱水速率影的影响。随着变形温度的提高, 其它因素对脱水速率的影响相对增大, 因此网络的预测误差逐渐增大。

为了分析不同变形速度对 RBF 网络模型精度的影响, 将上述得到的 9 组相对误差按变形温度的不同分为 3 组, 如图 5 所示。

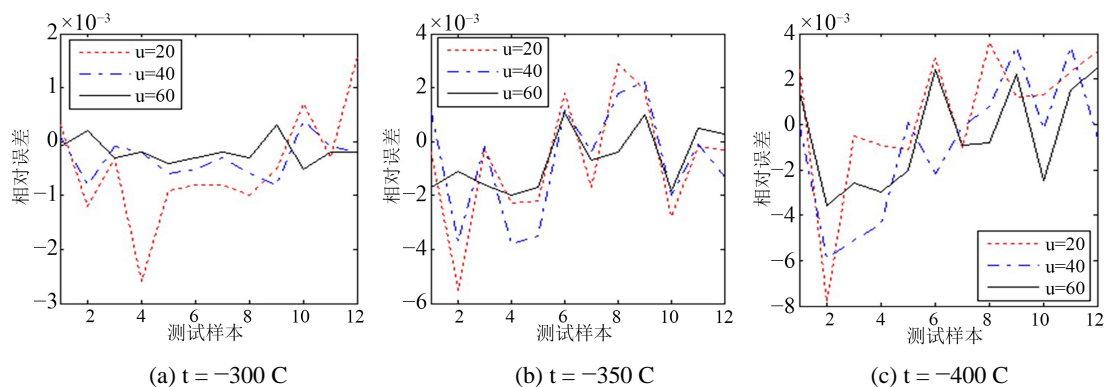


Figure 5. Prediction errors of different deformation strain rate

图 5. 变形速度不同时的预测误差

由图 5 可以看出, 在变形温度相同的情况下, 变形速度为  $20 \text{ s}^{-1}$  时网络模型的预测误差最大, 随着变形速度的增加, 网络的预测误差逐渐减小。这是因为脱水速率是对冷冻干燥影响很大, 在一般情况下, 随着变形速度的提高, 脱水速率增加, 其它因素对脱水速率的影响相对减少, 因此网络的预测误差逐渐减小。

## 5. BP 网络和 Elman 网络的预测

为了将本文建立的 RBF 网络预测模型与 BP 网络和 Elman 网络相比较, 笔者用 Matlab 神经网络工具箱又设计了塑性变形抗力的 BP 网络和 Elman 网络模型, 输入层参数和 RBF 网络一样为 13 个, 网络的目标误差也设定为 0.001, 输出层节点数为 1 个, 隐含层节点数为 27 个, 其预测误差分别如图 6 和图 7 所示。

由图 3 和图 4 可以看出, 当  $\text{spread} = 0.4$  时, RBF 网络的预测误差都在  $\pm 1\%$  以内。由图 6 可以看出, BP 网络的预测误差都在  $\pm 5\%$  以内, 由图 7 可以看出, Elman 网络的预测误差都在  $\pm 3\%$  以内, 误差相对较大, 这说明 RBF 网络的预测精度要高于 BP 网络和 Elman 网络。另外由训练过程可知, BP 网络和 Elman 网络不稳定, 而 RBF 网络很稳定, 这说明 RBF 网络的泛化性能优于 BP 网络和 Elman 网络[8]。

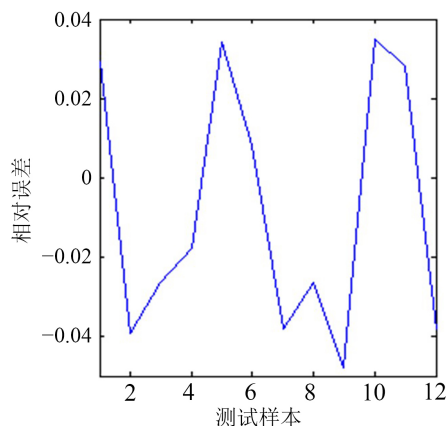


Figure 6. Prediction errors of BP neural network

图 6. BP 网络的预测误差

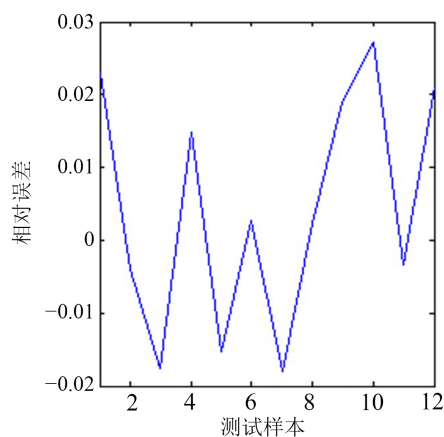


Figure 7. Prediction errors of Elman neural network  
图 7. Elman 网络的预测误差

## 6. 结论

1) 本文表明, 利用 RBF 神经网络对火龙果冷冻干燥过程进行预测是可行而且有效的。神经网络凭借其在处理非线性问题的独特优势, 能较好地反映各种因素对冷冻干燥的影响, 实现了与实测结果的高度吻合[9]。

2) 通过分析预测结果, 得出不同变化温度和对预测误差的影响规律, 得出随着变形温度的增加, 网络的预测误差逐渐增大; 随着变形速度的增大, 网络的预测误差逐渐减小的结论。要想提高网络在较高的变化温度或者在较低的变形速度精度, 应该增加训练数据或者提高训练精度[10]。

3) 为了与 RBF 网络相比较, 本文又建立了火龙果冷冻干燥过程的 BP 网络和 Elman 网络模型。通过与它们相比较, 结果表明, RBF 网络在逼近能力和学习速度上较 BP 网络和 Elman 网络有着较强的优势, 并且训练过程稳定, 预测结果可靠程度高, 对于解决实际生产中的食品冷冻干燥的预设定有很好的实用价值。

## 基金项目

该文系广州科技职业技术大学自然科学科研课题, 项目编号: 2023ZR01。

## 参考文献

- [1] Adhami, S., Rahimi, A. and Hatamipour, M.S. (2014) Comparison of Quasi-Steady-State and Unsteady-State Formulations in a Freeze Dryer Modeling. *Heat and Mass Transfer*, **50**, 1291-1300. <https://doi.org/10.1007/s00231-014-1337-x>
- [2] 许乐贝, 张见, 刘元法. 真空冷冻干燥制备花青素微胶囊及稳定性研究[J]. 食品工业, 2023, 44(12): 36-40.
- [3] 于蕊, 杨慧珍, 等. 真空冷冻干燥不同升温程序对蓝莓干燥特性及品质影响[J]. 核农学报, 2024, 38(1): 84-92.
- [4] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB 7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018: 116-126.
- [5] 孟令启. 中厚板轧机测量测试与力学行为建模[M]. 郑州: 黄河水利出版社, 2006: 115-136.
- [6] 闻新, 周露, 李翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2023: 288-289.
- [7] 刘钊含, 杨同香, 等. 干燥方式对百香果皮理化、功能及抗氧化特性的影响[J]. 食品与机械, 2023, 39(10): 166-174.
- [8] 段续, 宋艳红. 不同干燥方式对杜仲雄花品质特性及挥发性成分的影响[J]. 农业工程学报, 2023, 40(2): 82-92.
- [9] 刘青松, 刘传霖, 等. 干燥方式对苹果果胶含量及品质特性的影响[J]. 食品工业科技, 2023, 40(6): 88-96.
- [10] 董长虹. MATLAB 神经网络与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2022.