

# 山药切片红外干燥温度神经网络预测\*

张丽丽<sup>1,2</sup> 王相友<sup>2</sup> 张海鹏<sup>2</sup>

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255049)

**摘要:** 在不同单位辐射功率和辐射距离下对山药切片进行了红外辐射干燥温度试验。基于温度试验数据, 通过 Matlab 神经网络工具箱, 采用最速梯度下降法和 L-M 算法对这些数据分别进行了训练, 将训练好的 BP 神经网络对山药切片进行温度预测。结果表明: L-M 算法优于传统的最速梯度下降法, 提高了 BP 神经网络的收敛速度和泛化能力, 预测误差较小, 适用性较强, 可较好地预测红外干燥过程中山药切片的温度变化。

**关键词:** 山药 红外干燥 温度 L-M 算法 神经网络

**中图分类号:** TQ028.6<sup>+</sup>76; S632.1; TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)11-0246-04

## 引言

红外辐射加热是红外线直接辐射到物料表面, 从而达到加热物料的目的<sup>[1-4]</sup>。准确获知红外干燥过程中食品内部温度分布随时间的变化, 就可通过合理选择红外干燥参数和干燥工艺来保证干制品的干燥品质。但在实际试验操作中, 测定不同干燥试验条件下物料的温度数据, 工作量较大, 而且由于红外干燥过程具有显著的非线性和时变性, 传统求解传热模型的预测方法由于其适应性、收敛性和预测精度均存在不同程度的局限性, 因此影响其应用效果。

为了克服传统求解传热模型模拟温度场的局限性, 引入人工神经网络进行山药干燥过程的温度预测。人工神经网络具有大规模并行分布式存储和处理能力, 自组织、自适应、自学习能力和鲁棒性比较强<sup>[5]</sup>, 只需借助样本数据, 无需建立数学模型, 就可对其中的网络关系进行模拟。因此, 本文在反向传播 (Back propagation, BP) 神经网络的基础上, 分别利用最速梯度下降法 (Steepest gradient descent method, SGDM) 和 L-M (Levenberg - Marquardt) 算法对山药的内部温度进行预测。

## 1 干燥试验材料和装置

### 1.1 试验材料

基于山药组织结构具有各向同性的特点, 选取

山药作为干燥样本。从淄博农贸市场购买的新鲜山药 (宫家细长毛), 用电热恒温干燥箱测得其湿基含水率为 80.5%。试验之前把山药洗净、去皮, 然后将其切成直径为 20 mm、厚度为 25 mm 的形状, 用开水将山药样本漂烫 4 ~ 5 min, 然后晾干待用。

### 1.2 试验装置

红外干燥试验装置如图 1 所示, 主要由碳纤维红外辐射加热管、在线称量系统、在线温度和湿度测量和采集系统组成。加热管功率调节可通过控制系统中的晶闸管实现, 可实时调节干燥室内的温度和湿度, 并可在线采集和输出干燥过程中质量、温度和湿度的实时数据。干燥过程中, 相对湿度保持在 40% 左右。

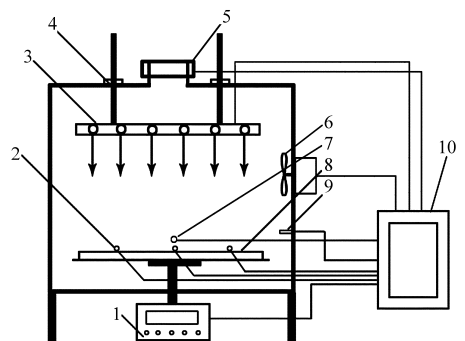


图 1 红外干燥试验装置

Fig. 1 Infrared dryer for experiment

1. 天平 2. 热电偶 I (测量物料温度) 3. 红外加热管 4. 升降螺杆 5. 排湿扇 6. 循环风扇 7. 热电偶 II (测量干燥室温度) 8. 物料盘 9. 湿度计 10. 计算机控制与数据采集系统

收稿日期: 2013-12-06 修回日期: 2014-01-21

\* 国家自然科学基金资助项目 (31271908) 和山东省农业科技成果转化资助项目 (鲁科农字 [2012] 65 号)

作者简介: 张丽丽, 博士生, 山东理工大学讲师, 主要从事农产品加工及贮藏研究, E-mail: grass0606@126.com

通讯作者: 王相友, 教授, 博士生导师, 主要从事农产品加工及贮藏研究, E-mail: wxy@sdu.edu.cn

## 2 干燥试验

### 2.1 不同干燥条件下山药切片含湿量变化

通过单因素试验发现,在不同单位辐射强度下,山药的干燥时间变化比较明显,辐射强度越高,山药的干燥时间越短;不同辐射距离对山药干燥过程影响也比较显著,辐射距离越大,所需干燥时间越长,如图 2、3 所示。图中含湿量比是干燥过程中任意时刻的含湿量减去平衡含湿量的差与初始含湿量减去平衡含湿量的差之比。由于单位辐射强度和辐射距离在山药的干燥过程中均是重要影响因素,所以在测温过程中把单位辐射强度和辐射距离作为主要干燥参数。

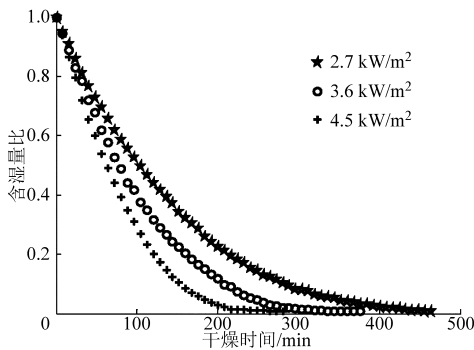


图 2 不同单位辐射强度下山药的含湿量比变化

Fig. 2 Moisture ratio of yam under different radiation

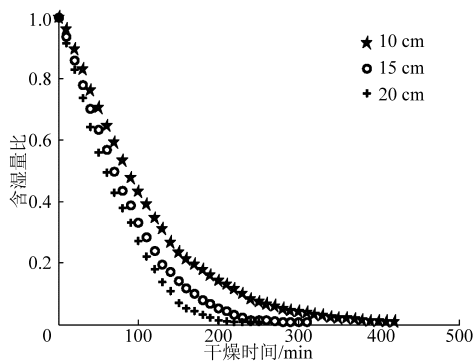


图 3 不同辐射距离下山药的含湿量比变化

Fig. 3 Moisture ratio of yam under different radiation distance

### 2.2 不同干燥条件下山药切片温度变化

试验安排为:在辐射强度为 2.7、3.6、4.5 kW/m<sup>2</sup>

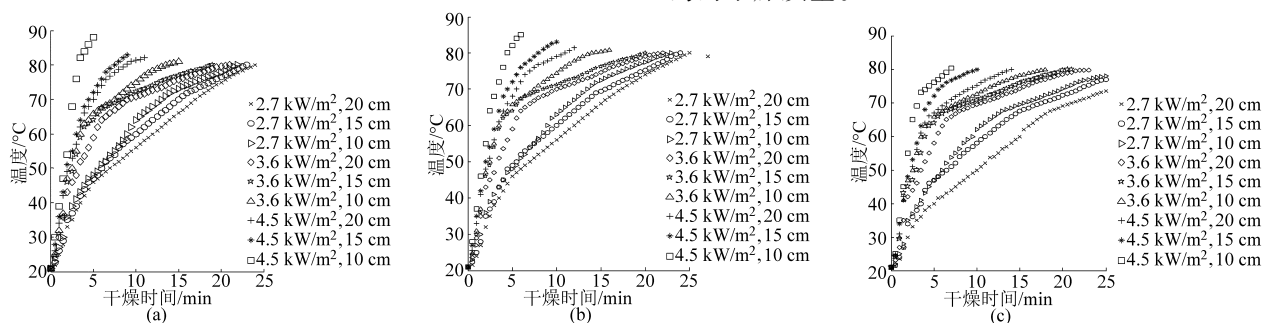


图 4 各测温点温度随干燥时间的变化

Fig. 4 Temperature trends of three measuring points

(a) 1号 (b) 2号 (c) 3号

的条件下,以辐射距离为 10、15、20 m 分别进行了试验。试验中单位辐射强度物料量为 9.8 kg/kW。试验中测量山药切片温度所用测温元件为 K 型热电偶 (NiCr - NiAl),探头直径 0.5 mm。在样本上表面处固定一个热电偶,此处记为 1 号测温点,在离样本上表面 12 mm 及 20 mm 处分别再放入 2 个热电偶,从上表面依次向下分别记为 2 号、3 号测温点,然后利用温度数据采集系统对各测温点温度进行实时采集,每 5 s 记录一次。每次试验重复 3 次,取平均值作为样本温度。

在实际干燥过程中,为了防止果蔬品质下降,果蔬本身温度最好控制在 80℃ 以下,所以把 80℃ 作为温度评价参考值,来讨论不同测温点处的样本温度曲线,如图 4 所示。

样本上表面因为受红外线直接辐射,相对升温最快,因此 1 号测温点相对 2 号、3 号测温点,达到相同的温度所需时间最短。另外,3 组测温点随着红外辐射功率的变大,温度升高速度明显加快;在功率为 4.5 kW/m<sup>2</sup>、辐射距离为 10 cm 时,1 号测温点不到 4 min 就达到 80℃;而相同辐射条件下,3 号测温点 7 min 后才达到 80℃。在试验过程中,单位辐射强度为 4.5 kW/m<sup>2</sup>时,持续加热一段时间后,山药褐变严重,该褐变是美拉德反应所致;因为在辐射强度为 4.5 kW/m<sup>2</sup>时,温度很快就高于 80℃,这时对褐变起主要作用的两种酶 PPO 和 POD 都已经失活,所以山药切片不会发生酶促褐变反应<sup>[6-7]</sup>。

从图 4 中可以看出,辐射距离也直接影响红外线的辐射强度,从而影响温升规律。根据逆二次定律,辐射能量随着与辐射器距离的平方来衰减,所以辐射器与物料的距离愈小,辐射强度愈大,温度效率也越高。但在实际干燥过程中,发现辐射距离也不能过小,辐射距离太小使山药吸收的辐射能增加,易使其毛细管堵塞,导致山药表面硬化,从而影响山药的干燥质量。

### 3 神经网络预测及结果分析

#### 3.1 最速梯度下降法与 L-M 算法原理比较

人工神经网络可以被看作是一个黑箱模型,它是一系列由输入神经元求取输出神经元的映射组成<sup>[8-9]</sup>。当网络经过训练学习后,网络的各项参数可以使网络输入准确地对应出相应的输出。经典的 BP 神经网络反向传播算法是运用最速梯度下降法调整网络中各层各节点的权值  $\omega$  和阈值  $\theta$ ,按照当前时刻各样本的实际值与网络输出值误差平方和负梯度方向进行修正调整得出最优解<sup>[10-11]</sup>,但该方法有时收敛速度慢,容易陷入局部最优解。而 L-M 算法是为了在以近似二阶训练速率进行修正时避免计算 Hessian 矩阵而设计的,采用 L-M 训练方法时,Hessian 矩阵  $H$  可近似替换为<sup>[12-13]</sup>

$$H = J^T J \quad (1)$$

梯度  $g$  为

$$g = J^T e \quad (2)$$

式中  $J$ ——雅可比矩阵

$e$ ——网络训练误差向量

#### 3.2 网络结构设计

在红外干燥过程中,辐射体的辐射强度、辐射距离以及干燥时间均对物料的温度变化起关键作用,所以选取上述 3 个参数作为输入层向量,输入层神经元个数即为 3;输出层向量为样本温度,输出层神经元个数为 1;输入层节点传递函数采用 tansig 函数,输出层节点传递函数选用 purelin 函数。隐含层神经元的数目可以根据 Kolmogorov 定理初步确定<sup>[14-15]</sup>为 4~12 个,然后根据网络的实际训练情况确定,在满足一定精度的条件下一般取较小的数值。通过对不同隐含层节点个数的 8 次训练平均误差进行比较,隐含层节点为 9 时的平均误差最小,所以确定隐含层节点数为 9 个。

综合以上分析,采用  $3 \times 9 \times 1$  单隐层 BP 网络模型对红外辐射加热条件下的物料温度进行预测,网络模型结构图如图 5 所示。隐含层传递函数选用 tansig 函数。

#### 3.3 预测结果对比

调用 Matlab 神经网络工具箱中的 newff 函数建立网络,最大迭代次数设为 300,最大迭代误差设置为 0.001。因干燥过程中所采集的温度数据量较大,所以从中选取 100 组温度试验数据作为训练样本,将这些温度数据归一化之后,利用最速梯度下降法对网络进行训练,训练结果如图 6a 所示。可以看出,网络经过 198 次训练,才收敛于目标误差。利用 L-M 算法对上述网络进行训练,经过 8 次训练目标

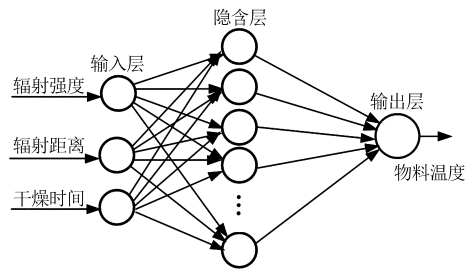


图 5 预测山药温度的神经网络模型结构图

Fig. 5 Neural network model of yam's temperature prediction

误差就达到 0.000 157 464,网络收敛速度很快,如图 6b 所示。两种算法的对比结果表明,经过 L-M 算法对 BP 网络进行改进后,网络的计算速度明显加快,收敛速度也迅速提高。网络训练完后,分别对两种算法得出的数据完成反归一化,得到温度的预测结果。

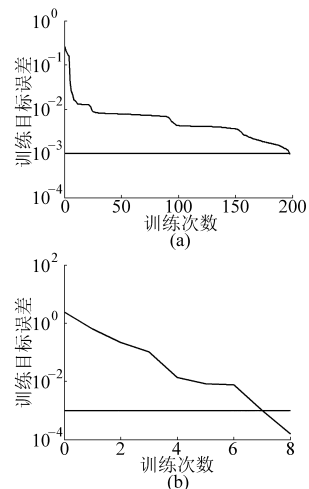


图 6 SGDM 算法与 L-M 算法的训练结果

Fig. 6 Training results of SGDM algorithm and L-M optimization algorithm

(a) SGDM 算法 (b) L-M 算法

为了验证两种算法的网络预测精度,随机选取辐射功率  $3.6 \text{ kW/m}^2$ ,辐射距离 10、15 和 20 cm,干燥时间 5、25 min 时的 18 组温度数据作为测试样本。基于上述网络对测试样本分别进行网络测试,得到的温度预测值以及测试值如表 1 所示。把预测结果进行对比发现,最速梯度下降法预测偏差最大达到  $5.7^\circ\text{C}$ ,而 L-M 优化算法的预测偏差最大只有  $1.3^\circ\text{C}$ 。把两种算法的实测值和预测值进行回归分析,最速梯度下降法的回归方程为  $y_1 = 0.983 2x + 4.471$ ,决定系数  $R^2$  为 0.952 1,均方根误差为 2.081;而 L-M 优化算法的回归方程为  $y_2 = 1.03x - 2.037$ ,决定系数  $R^2$  为 0.992 9,均方根误差为 0.821 3,回归分析结果进一步验证了 L-M 优化算法神经网络模型的可靠性和准确性。

表 1 温度实测值和预测值的结果比较

Tab. 1 Comparison between experimental and predicted temperatures

干燥时间/ min	辐射距离/ cm	样本号	样本温度实测 值/°C	SGDM 温度预测 值/°C	SGDM 预测 偏差/°C	L-M 温度预测 值/°C	L-M 预测 偏差/°C	
5	10	1	69.4	74.9	5.5	68.5	0.9	
		2	64.1	66.6	4.5	63.8	0.3	
		3	62.9	61.0	1.9	61.6	1.3	
	15	1	1	67.3	70.8	3.5	66.9	0.4
			2	62.5	68.4	5.9	63.5	1.0
			3	60.1	64.0	3.9	61.4	1.3
		20	1	65.9	69.1	3.2	65.2	0.7
			2	62.1	65.7	3.6	61.3	0.8
			3	60.7	64.2	3.5	60.9	0.2
25	10	1	83.2	87.7	4.5	82.9	0.3	
		2	82.1	86.8	4.7	81.9	0.2	
		3	81.7	84.4	2.7	81.5	0.2	
	15	1	1	81.5	85.9	4.2	82.5	1.0
			2	81.0	82.2	1.2	81.7	0.7
			3	80.9	81.9	1.0	82.2	1.3
		20	1	80.1	85.8	5.7	81.3	1.2
			2	80.0	81.9	1.9	81.0	1.0
			3	79.8	80.5	0.7	80.3	0.5

#### 4 结束语

由 L-M 优化算法和 SGDM 算法优化的神经网络模型对山药切片的温度预测结果可以看出, 基于 L-M 优化算法的神经网络模型预测偏差最大只有

1.3°C, 而 SGDM 算法的预测偏差最大达到 5.7°C, 并且通过回归分析进一步验证了 L-M 优化算法的可靠性, 因此利用 L-M 算法优化后的 BP 神经网络模型预测红外干燥过程中物料的温度变化是可行的。

#### 参 考 文 献

- Sharma G P, Verma R C, Pathare P. Mathematical modeling of infrared radiation thin layer drying of onion slices [J]. Journal of Food Engineering, 2005, 71(3): 282 - 286.
- Jones P. Electromagnetic wave energy in drying process [C] // Mujumdar A S. Drying 92. Amsterdam: Elsevier Science, 1992.
- Mihoubi D, Timoumi S, Zagouba F. Modeling of convective drying of carrot slices with IR heat source [J]. Chemical Engineering and Processing, 2009, 48(3): 808 - 815.
- Hasan T. Simple modeling of infrared drying of fresh apple slices [J]. Journal of Food Engineering, 2005, 71(3): 311 - 323.
- 夏慧鹏, 王希波, 邓康耀, 等. 柴油机增压系统瞬态特性测控系统 [J]. 农业机械学报, 2007, 38(2): 48 - 51.
- Xia HuiPeng, Wang Xibo, Deng Kangyao, et al. Detection and control system for turbocharging system of diesel engine [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(2): 48 - 51. (in Chinese)
- Kumar V, Kumar M, Kumar S. Influences of temperature-time blanching on drying kinetics and quality attributes of yam chips [J]. International Agricultural Engineering Journal, 2012, 21(1): 7 - 16.
- Chilaka F C, Eze S, Anyadiegwu C, et al. Browning in processed yam: peroxidase or polyphenol oxidase? [J]. Journal Science Food Agriculture, 2002, 82(8): 899 - 903.
- 张孔远, 肖强, 刘宾, 等. 神经网络在汽柴油混合加氢脱硫中的应用 [J]. 石油化工, 2013, 42(8): 870 - 874.
- Zhang Kongyuan, Xiao Qiang, Liu Bin, et al. Application of artificial neural networks to hydrodesulfurization of gasoline and diesel mixtures [J]. Petrochemical Technology, 2013, 42(8): 870 - 874. (in Chinese)
- Bellos G D, Kallinikos L E, Gounaris C E, et al. Modeling of the performance of industrial HDS reactors using a hybrid neural network approach [J]. Chemical Engineering and Processing, 2005, 44(5): 505 - 515.
- 董长虹. Matlab 神经网络与应用 [M]. 2 版. 北京: 国防工业出版社, 2007.
- 周志华, 曹存根. 神经网络及其控制 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.
- Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural network design [M]. Boston, MA: PWS Publishing, 1995.
- 王波雷, 马孝义, 郝晶晶. 基于 L-M 优化算法的喷头射程神经网络预测模型 [J]. 农业机械学报, 2008, 39(5): 35 - 40.
- Wang Bolei, Ma Xiaoyi, Hao Jingjing. Prediction of sprinkler nozzle range based on L-M optimized algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(5): 35 - 40. (in Chinese)
- 任自中, 冯明志, 李江, 等. 高增压系统相继增压技术的试验研究 [J]. 柴油机, 2001, 23(6): 18 - 23.
- Ren Zizhong, Feng Mingzhi, Li Jiang, et al. Experimental investigation in sequential supercharging technology for highly boosting systems [J]. Diesel Engine, 2001, 23(6): 18 - 23. (in Chinese)

**Abstract:** The frequency domain of ultrasonic pulse-echo signal obtained from carbon fiber reinforced polymer (CFRP) was studied. First the frequency domain feature of reflection coefficient for the fiber layer and resin layer in CFRP laminate was analyzed. The result shows that normal and porous fiber layer, and normal and thick had different influence on the acoustic reflection coefficient. Based on the result above, the frequency domain model for the pulse echo signal acquired from CFRP laminate was established. The pulse-echo signal spectrum was composed of normal fiber/resin layer response, porous fiber layer response, thick resin layer response, probe response and noise signal response. Then the numerical simulation of CFRP laminate was implemented based on the model. The simulation signal spectrum of CFRP laminate with voids as well as the spectrum of CFRP laminate without voids was obtained. The results show that the simulation signal spectrums had the same main frequency components with the corresponding experimental signal spectrums.

**Key words:** Carbon fiber reinforced polymer Void testing Ultrasonic pulse echo method Frequency domain

(上接第 249 页)

## Temperature Prediction of Yam under Infrared Drying Based on Neural Networks

Zhang Lili<sup>1,2</sup> Wang Xiangyou<sup>2</sup> Zhang Haipeng<sup>2</sup>

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. School of Agriculture and Food Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China)

**Abstract:** Infrared drying experiments were carried out and the temperature data of yam were collected under different infrared intensities and infrared distances. The experiment results showed that the infrared intensity, infrared distance and drying time played an important role on the surface temperature and internal temperature of yam. Thus, infrared intensity, infrared distance and drying time were chosen as the input layers vectors of BP neural network model. A  $3 \times 9 \times 1$  single hidden layer BP network model was established. The model was trained by steepest gradient descent method and Levenberg - Marquardt algorithm respectively based on temperature data of yam. The maximum prediction error of optimized network model using Levenberg - Marquardt algorithm was  $1.3^{\circ}\text{C}$ , while the traditional algorithm of BP neural network was  $5.7^{\circ}\text{C}$ . It was indicated that Levenberg - Marquardt optimization method was superior to the steepest gradient descent method in the predicting temperature of yam with high precision. Therefore, it is feasible to predict temperature variations of materials during infrared drying process by using BP neural network model optimized by L - M algorithm.

**Key words:** Yam Infrared drying Temperature Levenberg - Marquardt algorithm Neural network