

基于人工神经网络的逆流式谷物干燥机模型

方建军^① 曹崇文
(中国农业大学机械工程学院)

摘要 针对传统数学建模方法的局限性,利用人工神经网络建立逆流式谷物干燥机模型。网络的拓扑结构是基于感知机的3层前向网络,采用BP算法对网络进行训练,训练数据来源于逆流干燥机计算机模拟结果。实验结果表明网络能很好地预测逆流干燥机的行为。

关键词 谷物干燥;人工神经网络;模型

中图分类号 S226.600.1

Counter-flow Grain Dryer Model Based on Artificial Neural Network

Fang Jianjun Cao Chongwen
(College of Machinery Engineering, CAU)

Abstract Artificial Neural Network (ANN) model of counter-flow dryer were presented after analyzing the limitations of traditional mathematical modeling method. Topology of network is a 3-layer forward network based on perceptron. Back Propagation (BP) was used in training network with the data obtained from the simulation results of counter-flow dryer. Experiments show that the performances of counter-flow grain dryer can be predicted by the ANN model very well.

Key words grain drying; artificial neural network; model

传统的逆流式谷物干燥机数学模型是基于传热传质的基本原理建立起来的。数学建模方法具有无可争议的优点,是目前干燥机建模的主要方法;但是它存在一些无法弥补的缺陷,如建立谷物干燥机的数学模型时作的许多假设有时与实际不符,数学模型中涉及许多动力学系数以及物料与干燥介质的物理化学特性,确定这些参数的劳动成本足以抵消数学建模的优点^[1]。逆流式谷物干燥机是干燥介质(空气)和待干谷物相向运动的干燥机。模拟逆流干燥机时,将深床划分为若干薄层,利用薄层模型逐层模拟。利用偏微分模型对干燥机进行模拟时,模型的求解是通过反复迭代来完成的。这存在2个比较突出的问题:一是模型复杂,二是模型的求解困难,而且需要很长的计算时间。人工神经网络(artificial neural network)建模具有传统数学建模无可比拟的优点^[2],逆流式谷物干燥过程又具有很强的非线性,因而笔者利用ANN为逆流式谷物干燥机建立模型,验证结果令人满意。

收稿日期:1997-07-07

①方建军,北京清华东路17号 中国农业大学(东校区)50信箱,100083

1 人工神经元的结构和功能

ANN是由许多高度互连的处理单元组成的,处理单元(也称作神经元)是对人脑在结构和功能上的简单近似。ANN的结构、功能和数学描述见文献[2]。其非线性变换函数常常采用S型函数,原因在于S型函数在自变量区间上处处可导,而且导数容易求出。在本文中,采用的S型函数^[5]为

$$f(x) = [1 + \exp(-\alpha x)]^{-1} \quad (1)$$

其导数为

$$f'(x) = \alpha f(x)[1 - f(x)]$$

2 网络模型

目前,有许多连接模型可供选用。在干燥机建模中,通常采用多层前向网络连接模型^[4],网络的拓扑结构如图1所示。网络由输入层、输出层和隐层组成。输入层含7个神经元,分别代表谷床深度、热风温度、热风速度、谷物温度、谷物初始含水率、谷物流量和空气的湿含量。输出层含4个神经元,分别表示单位热耗、小时去水量、干燥速率和热效率。隐层含有20个隐单元。阈值函数采用式(1)的形式。

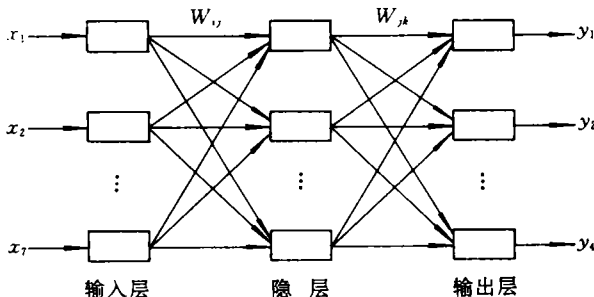


图1 逆流干燥机的网络模型

采用BP算法对网络进行训练,训练

结束的判断准则为输出层误差的总和小于某一给定值。用公式表示为

$$E = \sum_{m=1}^R \sum_{k=1}^P (T_k^m - Y_k^m)^2$$

式中: E 为训练数据误差总和; T_k^m 为第 k 个输出单元的第 m 个样本的期望输出值; Y_k^m 为第 k 个输出单元的第 m 个样本的实际输出值; R 为训练样本数; P 为输出层单元数。

网络训练用数据来源于大量的实验数据。总共取100组数据,其中80组作为训练数据集,另外20组供网络预测使用。所有的数据都经过归一化处理,输入变量的变化范围见表1。

表1 输入变量的取值范围

归一化处理	谷床深度/ m	风温/ C	风速/ (m·s ⁻¹)	谷温/ C	谷物初始 含水率/%	谷物流量/ (kg·h ⁻¹ ·m ⁻²)	空气湿含量/ (kg·kg ⁻¹)
前	0.1~1.0	40~100	0.3~0.8	10~50	15~30	100~1 000	0.003~0.01
后	0.1~1.0	0.4~1.0	0.3~0.8	0.2~1.0	15~30	0.1~1.0	0.003~0.01

3 训练结果分析

图2给出训练数据集的误差函数与网络学习次数之间的关系,可以看出误差函数随网络学习次数的增加而减小。当总误差减小到0.2以后,网络学习次数急剧增加而误差下降很小。图3示出单位热耗网络预测值与实际值的比较,图中各点的值见表2。10组数据对应10种不

同的工况,每种工况的条件见表 3。

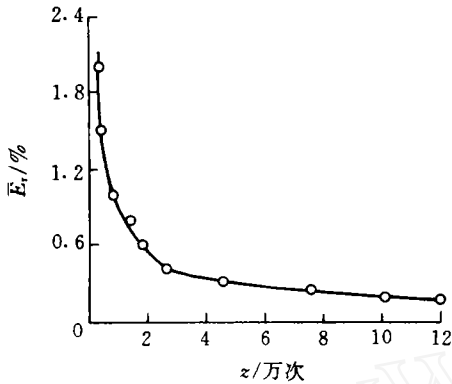


图 2 平均相对误差 E_r 随学习次数 z 的变化

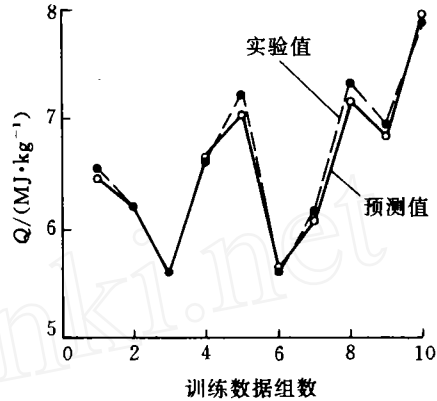


图 3 单位热耗 Q 实验值与预测值的比较

表 2 干燥机性能指标的网络预测值与实际值的比较

组号	单位热耗/ (MJ·kg ⁻¹)			小时去水量/ (kg·h ⁻¹ ·m ⁻²)			干燥速率/ (10 ⁻² ·h ⁻¹)			热效率/ %		
	实验值	预测值	误差	实验值	预测值	误差	实验值	预测值	误差	实验值	预测值	误差
1	6.33	6.28	0.05	8.48	8.48	0	2.46	2.48	-0.02	46.5	46.6	0.10
2	6.06	6.06	0	9.67	9.70	-0.03	2.81	2.81	0	48.4	48.4	0
3	5.53	5.53	0	12.44	12.42	0.02	3.44	3.62	-0.18	53.4	52.7	0.70
4	6.40	6.42	-0.02	13.18	13.13	0.05	3.08	3.04	0.04	45.7	45.8	-0.10
5	6.90	6.74	0.16	10.89	10.55	0.34	2.54	2.54	0	42.5	43.1	-0.60
6	5.57	5.58	-0.01	18.10	18.08	0.02	2.85	2.84	0.01	52.3	52.4	-0.10
7	5.99	5.95	0.04	16.70	16.87	-0.17	3.29	3.31	-0.02	48.5	48.3	0.20
8	6.99	6.86	0.13	11.88	11.72	0.16	3.52	3.50	0.02	42.4	43.0	-0.60
9	6.67	6.59	0.08	12.45	12.30	0.15	2.91	3.14	-0.23	43.8	44.8	-1.00
10	7.48	7.52	-0.04	10.97	10.85	0.12	3.37	3.36	0.01	39.1	38.7	0.40

表 3 训练数据组对应的工况

组号	谷床深度/ m	热风温度/ C	热风速度/ (m·s ⁻¹)	谷温/ C	谷物流量/ (kg·h ⁻¹ ·m ⁻²)	初始含水率/ %	空气湿含量/ (kg·kg ⁻¹)
1	0.40	50	0.40	15	600	20.0	0.005
2	0.40	57	0.40	15	600	20.0	0.005
3	0.40	72	0.40	15	600	20.0	0.005
4	0.50	60	0.45	15	600	20.0	0.005
5	0.50	60	0.40	15	600	20.0	0.005
6	0.75	65	0.50	25	550	20.0	0.005
7	0.60	65	0.50	25	550	20.0	0.005
8	0.40	65	0.40	15	500	19.5	0.005
9	0.40	65	0.40	20	600	20.0	0.005
10	0.40	65	0.40	15	500	18.0	0.005

表 2 中的单位热耗、小时去水量、干燥速率和热效率的实际值与预测值的最大绝对误差分别为 $0.16 \text{ MJ}\cdot\text{kg}^{-1}$, $0.34 \text{ kg}\cdot\text{h}^{-1}\cdot\text{m}^{-2}$, $0.23\times 10^{-2}\text{h}^{-1}$ 和 1.0% ; 最大相对误差分别为 2.33% , 3.12% , 7.9% 和 2.3% 。所有的相对误差均小于 10% , 满足工程要求, 故网络的预测性能很好, 可以用于逆流式谷物干燥机的预测。

4 结 论

1 个输入层、1 个输出层和含 15 个隐单元的隐层的 3 层前向网络, 训练好后能用来很好地预测逆流式谷物干燥机的性能。训练网络需要花费较长时间, 一旦网络训练好后, 其预测速度比传统模型快, 而且精度高。

参 考 文 献

- 1 Kaminski W, Strumillo C. Optimal control of bioproduct drying with respect to product quality. *Chemical Engineering and Process*, 1992, 31: 125~129
- 2 方建军, 曹崇文. 利用人工神经网络建立谷物干燥模型. *中国农业大学学报*, 1997, 2(6): 35~38
- 3 Jinescu G, Lavric V. The artificial neural networks and the drying process modeling. *Drying Technology*, 1995, 13(5-7): 1579~1586
- 4 Balasubramanian A, Panda R C, Rao V S R. Modeling of a fluidized bed dryer using artificial neural network. *Drying Technology*, 1996, 14(7-8): 1881~1889