

利用人工神经网络建立谷物干燥模型

方建军^① 曹崇文

(中国农业大学机械工程学院)

摘要 分析了谷物干燥传统建模的难点,介绍了人工神经网络建模的原理和方法及其在干燥过程中的运用。

关键词 谷物干燥;人工神经网络;模型

中图分类号 S226.600.1

Grain Drying Model Based on Artificial Neural Network

Fang Jianjun Cao Chongwen

(College of Machinery Engineering, CAU)

Abstract Difficulties and limitations in traditional grain drying modeling were analysed. Modeling theory and method based on artificial neural network and its application in grain drying were introduced.

Key words grain drying; artificial neural network; model

谷物干燥过程是一个非常复杂的热质传递过程,影响因素很多。进行干燥实验,研究多变量对干燥过程的影响是一件很困难的事情,而人工神经网络(ANN)技术为谷物干燥过程的建模和模拟提供了新的研究手段。

1 传统建模的难点

1)建立数学模型的复杂性。目前人们对谷物干燥过程内部机理的认识还不深刻,精确地描述干燥过程尚存在一定的困难,特别是对于一些新的干燥方法,如过热蒸汽干燥、对撞流干燥等,更难于建立模型以致不能形成实用的软件。建模时往往作了许多假设,忽略了许多被认为是次要的因素,有些假设与实际情况也不太吻合。例如,美国密执安州立大学农业工程系 F. W. Bakker-Arkema 教授在建立偏微分模型时就作了如下假设:a. 在干燥过程中,体积收缩忽略不计;b. 单个颗粒内的温度梯度忽略不计;c. 颗粒之间的热传导忽略不计;d. 仓壁为绝热体,比热容不计;e. 短时间内,湿空气与谷物的比热容恒定;f. 精确的薄层方程与解吸等温线已知。尽管该模型有许多优点,但经这些假设简化后仍相当复杂,求解比较困难。仔细研究这些假设,可以看出它们与实际情况有一定差距,用此模型预测实际干燥机的性能和参数间的变化关系,显然存在一定的误差。

2)精确的薄层方程不易获得。建立了干燥过程的数学模型后,模型的求解需要用到精确的

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

薄层方程。对于不同的物料、不同的条件,薄层方程不同。目前的薄层方程都是经验方程,是在某种试验条件下得出的,因而只在特定的范围内对特定的物料适用,超过适用条件,解出的结果就很难保证可靠。

3)需要确定物料的特性参数。数学模型中还涉及到谷物的性质,如谷物的热特性等。在模型求解时,必须知道谷物的特性参数,而确定这些参数,通常是一项劳动量大、成本高的工作,特别是对于全新的物料,必须自己确定这些参数。

2 ANN 建模的原理和方法

ANN 由许多互相连接的处理单元——神经元构成。神经元是对生物神经元在结构和功能上的简单近似^[1]。每个神经元有多个输入和单个输出。计算时由输入量的加权和减去阈值,得到净输入,对净输入执行一次非线性变换得到最终的输出值。用数学描述为

$$Y_j = f\left(\sum_{i=1}^N W_{ij} u_i - \theta\right)$$

式中: Y_j 为第 j 个神经元的输出; $f(\cdot)$ 为非线性变换函数,通常取 $f(x) = [1 + \exp(-x)]^{-1}$; W_{ij} 为第 i 个神经元与第 j 个神经元的连接强度(权); θ 为偏置值; u_i 为神经元的输入。

ANN 由大量的神经元组成,它们之间的连接是任意的,连接方式也有若干种,如前向网络、前向反馈网络等。网络一般分为 3 层,即输入层、中间层(隐含层)和输出层。网络运行时,一般要经过 3 个阶段,即训练或学习阶段、回响阶段和预测阶段。在训练阶段,反复向 ANN 提供一系列的输入-输出模式,通过不断调整节点之间的连接权值,直至特定的输入产生所期望的输出。回响阶段是将已用于训练网络的数据让网络辨识,以增强网络的鲁棒性。训练可使 ANN 学会具备正确的输入输出响应行为。开发某一网络时,训练阶段是最费时的,也是最为重要的阶段。由于 ANN 具有自学习和概括能力,因而具有很强的非线性处理能力。谷物干燥过程的许多因素相互作用,是一个非线性过程,所以适用于 ANN 建模。

从本质上讲,人工神经网络建模仍是一种经验建模^[2],但与经典的经验模型不同,它有以下 3 个特点。

1)引入了微特征的概念。所谓微特征,是指每个节点仅轻微地影响网络的输入-输出模式,只有所有的节点构成网络时,才能反映宏观的输入-输出模式。同经典的经验模型相比,网络模型具有更强的过滤能力,在处理带噪声或稀少数据时比经验模型强。

2)自适应能力强。ANN 具有特定的算法,通过反复调整节点之间的连接权直至得到期望的输入-输出值。如果条件发生变化,使网络的运行效果变差,那么在新的条件下网络可重新组织训练,纠正自己的运行效果。ANN 的这种自纠正能力,是经典的经验模型所不具备的。

3)ANN 是真正的多输入多输出系统。大多数经验建模工具只能反映 1 个或至多两三个因变量,而 ANN 能够将多个自变量映射为多个因变量。

用人工神经网络建模不涉及过程内部机制,只要用大量的数据对网络进行训练,网络就能找出输入输出之间的映射关系,即过程内部的规律;所以对于过程复杂、用数学建模困难,同时又有大量实验数据的问题,选择网络建模最合适。

人工神经网络具有许多优点,但它最大的缺点在于需要有大量的数据,而且训练网络的过程很费时;因此,在选择网络建模时,应充分考虑到网络的局限性。

3 ANN在谷物干燥建模中的应用

3.1 基于BP网络的干燥过程建模

用ANN建模,首先根据实际问题确定网络的拓扑结构。输入层和输出层的神经元个数依据实际情况而定,隐层的层数和每层神经元个数的确定则有一定的随意性,需要通过试验来确定。网络的连接方式也要根据试验来确定。A. Balasubramanian 等人^[3]用ANN技术为流化床干燥机(FBD)建模,采用基于感知器的3层前向网络结构。输入参数3个:入口处的空气温度、空气流速和物料在流化床内的滞留时间;输出参数2个:出口的空气温度和空气的湿含量, $f(\cdot)$ 函数为Sigmoid函数。采用BP算法,通过输入90对数据对网络进行训练,待网络稳定后,用30对数据检验网络的鲁棒性。实验表明,用3个输入单元,10个隐单元和2个输出单元的3层前向网络结构就能很好地对流化床干燥机进行模拟,网络能很好地预测出口的参数。预测出口空气的温度,误差数量级为0.01,出口湿含量的预测误差更小,数量级为0.0001,而且随着训练次数的增加,总误差更小;但当训练达到一定次数时,再增加训练次数,总误差并不减小,反而有增大的趋势。

Gheorghita Jinescu 等人在皮脂酸干燥过程建模中,详细研究了网络结构参数、非线性变换函数等对网络学习速率的影响^[4]。所采用的Sigmoid函数的形式为 $f(x)=[1+\exp(-\alpha x) \cdot \beta^{-1}]^{-1}$ 。当 α 和 β 取不同的值时,Sigmoid函数具有不同的“陡峭”程度。 α 和 β 的3组数据如下: $\alpha=1.0, \beta=1.0; \alpha=0.75, \beta=1.25, \alpha=1.25, \beta=0.75$ 。对于网络结构,由于输入层和输出层的单元数是依据实际问题而定的,所以主要研究隐单元的层数和每层的隐单元数。隐层数和每层隐单元数见表1。分别用训练数据对网络进行训练,得出的实验结果为:对于单隐层,隐单元数为40, $\alpha=1.25, \beta=0.75$ 的网络的学习速率最高。对于不同的问题,网络的结构参数和 α, β 的值也会不同,但有一点是肯定的,即Gheorghita Jinescu的研究验证了Robert Hecht-Nielson定理:对于任何在闭区间内的一个连续函数都可以用一个隐层的B-P网络来逼近,因而一个3层的B-P网络可以完成任意 n 维到 m 维的映射。隐层数增加,网络在逼近函数时容易陷入局部极小点,而且使得训练的次数大大增加。

对于干燥过程建模和模拟,目前的研究大多都集中在使用B-P网络上。基于BP算法的网络虽然有许多优点,但网络训练的时间往往令人难以接受,而且训练过程中,网络不收敛的情况是常有的。虽然采取了许多提高学习速率的方法,如动量法,用高斯函数代替S型函数等,学习速率有了提高,但总的来说,学习还很慢。

3.2 基于径向基函数的干燥过程建模

径向基函数可以用来近似非线性问题^[5]。通过选择适当的权值 w_k 可将 n 维输入空间映射到 m 维输出空间。用数学公式表示如下:

$$y(x) = \sum_{k=1}^m w_k \phi(\|x - x_{0k}\|)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为欧拉距离函数; $x_{0k} \in R^n$,为径向基函数 $\phi(\|x - x_{0k}\|)$ 的中心坐标。

对于输出 $y(x)$, w_k 由下式确定:

表1 隐层数和隐单元数

隐层	隐单元数		
第1隐层	10	20	30
第2隐层	5	10	15

$$\min \sum_{p=1}^P [y(x_p) - y_p^*]^2$$

式中: $y(x_p)$ 为计算输出值; y_p^* 为期望输出值。

具体计算时, 径向基函数可取不同的函数, 如高斯函数, 表达式如下:

$$\phi(\|x - x_0\|) = \exp(-\|x - x_0\|^2)$$

径向基函数网络模型用于干燥机时, i 时刻的输入值为物料的温度和含水率以及干燥介质的温度和流速, 网络能够输出 $i+1$ 时刻的物料的温度和含水率。

径向基函数是一种简单训练网络的方法, 它能用于有 m 个未知数的 m 个线性方程的系统, m 为中心坐标的个数。径向基函数网络对于相同的中心坐标矢量, 网络训练收敛于同一个值。采用径向基函数可以大大提高收敛速度, 减少网络学习次数, 而且网络能够收敛于全局最小值; 其难点在于中心坐标的确定。

3.3 ANN 与经典数学模型混合建模

ANN 所建的模型是一个与过程机制无关的输入-输出系统。给定输入向量, ANN 就能给出输出值。使用者并不清楚 ANN 的内部运行机制, ANN 对用户来说是一个“黑箱”系统。对于需要了解中间过程的问题, ANN 就无能为力。它是一个典型的静态结构, 将时间以显式形式引入网络, 作为网络的一个神经元, 得到的预测结果并不理想。虽然改善训练数据文件的结构可以使网络具有动态特性, 但那只是伪动态特性。干燥过程具有较强的动态特性。ANN 与经典数学模型结合的混合建模 HNM (Hybrid Neural Modelling) 弥补了 ANN 的这些不足。

HNM 建模的基本思想是: 将数学模型与网络有机结合起来, 经典数学模型中难以确定的参数通过网络来计算, 参数确定后, 用数学模型进行后续计算。HNM 的基本结构有 2 种: 串联结构和并联结构。串联结构中, 网络的输出结果作为数学模型的输入, 由数学模型得出最后的输出值。并联结构的最后输出值是由数学模型和网络共同作用的结果。I. Zbicinski 等人^[6]的研究表明, 同经典神经网络相比, 混合神经网络在处理带噪声和稀少数据时更为精确。

参 考 文 献

- 1 杨行俊, 郑君里. 人工神经网络. 北京: 高等教育出版社, 1992. 167~185
- 2 Quantrille T E, Liu Y A. 人工智能在化学工程中的应用. 查金荣, 申同贺, 包宏, 等译. 北京: 中国石化出版社, 1994. 448~455
- 3 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
- 4 Jinescu G, Lavric V. The artificial neural networks and the drying process modeling. *Drying Technology*, 1995, 13(5-7): 1579~1586
- 5 Kaminski W, Stawczyk J, Tomczak E. Presentation of drying kinetics in a fluidized bed by means of radial functions. *Drying '96*, 137~144
- 6 Zbicinski I, Kaminski W, Ciesielski K, et al. Dynamic and hybrid neural model of thermal drying in a fluidized bed. *Drying '96*, 1433~1440