基于ANN的糖厂蒸发工段的建模

梁海葵，何小阳，刘 宏

（广西大学 电气工程学院，广西 南宁 530004）

摘 要：研究了人工神经网络技术在糖厂多效蒸发过程建模中应用的可行性，采用误差反向传播网络（BP网）建立了一效、二效汁汽压力P_1、P_2和出口糖浆的锤度C_5之间的两输入单输出神经网络模型，借助MATLAB7.0加以实现。仿真试验证明了该模型的有效性，并为进一步实现多效蒸发过程的智能控制奠定了基础。

关键词：多效蒸发；人工神经网络；建模；制糖

中图分类号：TP273 **文献标识码**：A **文章编号**：1673-9833(2007)06-0080-03

ANN-Based Modeling of Evaporation Section in Sugar Factory

Liang Haikui，He Xiaoyang，Liu Hong

（School of Electrical Engineering，Guangxi University，Nanning 530004，China）

Abstract：Aiming at exploring the possibility of building a model by artificial neural network for the multiple-effect evaporation in sugar factory, the error BP（BackProragation）neural network is used to establish a model and describe the complex relationship among the juice steam pressure P_1、P_2 of the first and the second stage and the syrup brix C_5 leaving the multiple-effect evaporator. And the model is implemented by Matlab7.0. The simulation result proves the validity of the model, and it aslo lays a foundation for the further investigation into the intelligent control of the multiple-effect evaporation system.

Key words: multiple-effect evaporation; artificial neural networks; modeling; sugar manufacturing process

0 引言

蒸发工段是糖厂热力系统的中心，对蒸发工段的有效控制，首先保证了末效罐的糖浆出口浓度的稳定，满足煮糖工段对工艺的要求；同时，减少了能量的消耗，具有显著的经济效益。对于蒸发工段的建模与优化的研究目的在于：1）可对蒸发工段的工艺设计提供服务；2）为制定过程的优化操作方案和制定控制系统的设计方案提供基础。

糖厂的蒸发工段采用多效蒸发原理，图1为其工艺过程使用的五效蒸发系统的流程图。从控制的角度研究，它是一个多输入多输出的被控对象，其内部各主要变量的耦合紧密，且与出口浓度呈非线性关系；此外，在蒸发器长期工作中，由于管内壁积垢，导致热交换系数发生变化。国内对多效蒸发过程的模拟[1]主要是根据质量平衡、热量平衡及传递速率等建立起来的稳态数学模型。其方程数目较多、具有强非线性性，数学模型难求解。

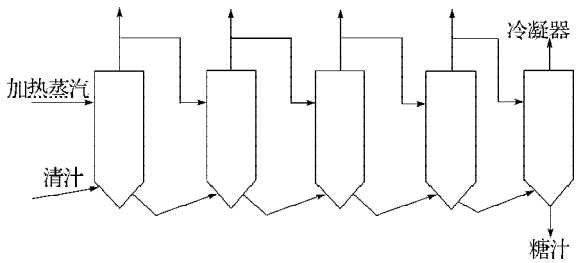

图1 五效蒸发流程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the five-effect evaporators

收稿日期：2007-07-12

作者简介：梁海葵（1981-），女，广西南宁人，广西大学硕士研究生，主要研究方向为综合自动化；
何小阳（1957-），男，广东兴宁人，广西大学副教授，主要从事计算机监控技术及应用，企业综合自动化，复杂系统建模与控制等方面的研究.

糖厂多效蒸发过程具有复杂性、非线性、强干扰、多约束等特点，难以用精确的数学模型描述实际过程。人工智能技术由于具有自学习、自适应和自组织功能，特别适合复杂非线性系统的建模和控制，已成为多效蒸发建模的研究热点。M.Benne等[2]人设计了一个针对多效蒸发过程的第五效蒸发罐的人工神经网络预测控制系统，该系统可以在仿真条件下较好地预测末效罐的糖浆出口浓度，控制效果良好。本文针对糖厂五效蒸发系统，应用BP神经网络的学习能力和非线性逼近能力，建立一效、二效的汁汽压力P_1、P_2和出口糖浆锤度C_5之间的两输入单输出神经网络模型。

1　BP神经网络模型的建立

1.1　样本数据的采集和处理

样本来自广西伶俐糖厂2007年3月份的生产数据，共615组。受工厂条件和现有检测手段的控制，现场采集到的生产数据只有各效的压力、温度以及末效罐的糖浆出口浓度，一些重要数据（如进口的清汁流量、蒸汽流量、出口的糖汁流量等）没有记录。实际用于煮糖的加热蒸汽主要是抽取一效和二效的二次蒸汽，这些是文章选择模型参量的原因。出口糖浆的浓度由于数值偏大，所以要先进行归一化[3]，将输出数据变换为[0，1]区间。

1.2　网络结构的确定和学习算法的选择

神经网络理论已经证明：BP神经网络具有强大的非线性映射能力和泛化功能，任一连续函数或映射均可采用3层网络加以实现。经过训练后的BP网络可以实现系统模型辨识和系统仿真。本文选择的是3层BP神经网络，该网络输入层的节点数由输入向量的维数决定，输入向量是2维，所以输入层节点数确定为2个；同理，输出的节点数为1个。隐含层节点数的选择在BP网络设计中是一个难点，目前，还缺乏较好的理论指导。过多的网络节点会增加训练网络的时间，也会使网络的泛化能力减弱，网络的预测能力下降。然而，网络节点过少则不能反映后续值与前驱值的相关关系，造成建模不充分。经过反复试验，将隐含层的节点数定为10，这样就形成了一个2-10-1结构的BP神经网络。

BP算法采用梯度下降法，使得误差均方（mse）趋向最小，直到达到误差要求。Matlab7.0神经网络工具箱提供了10多种快速学习的方法如：trainbp、traingda等。本文利用Levenberg-Marguardt规则训练前向网络函数trainlm算法[4]。该算法训练速度较快，但需要较大的存储空间。

1.3　BP神经网络的训练与仿真[5]

1）建立网络

net=newff（minmax(***p***)，[10,1]，{'logsig','logsig'}，'trainlm'）

其中：newff（）为建立BP神经网络的函数；

p为2×2矩阵，表示2维输入向量中每维输入的最小值和最大值之间的范围；

[10,1]表示隐含层的节点数是10，输出的节点数是1；

{'logsig','logsig'}表示隐含层和输出层神经元采用的传递函数是logsig；

'trainlm'为选择的学习算法。

2）训练

net.trainParam.epochs=3 000；

net.trainParam.goal=0.01；

net=train(net, ***p***, ***t***)

其中：***p***为输入向量；***t***为目标向量。

使用trainlm对网络进行训练，网络的目标误差为0.01。当网络平方和误差小于0.01时，停止网络的训练。网络的训练结果如图2所示，训练结果为0.009 797 07，目标为0.01。

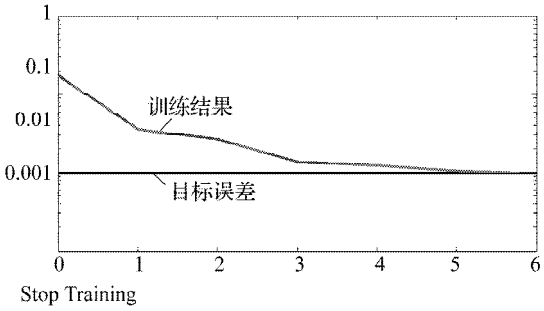

图2　训练结果

Fig. 2　The training result

3）仿真

y=sim(net，***p***)

根据训练后的网络及输入向量进行仿真输出。

2　试验结果及分析

利用训练后的BP神经网络对采样数据进行仿真输出，并将仿真得到的数据还原，得到仿真输出与期望输出的绝对误差及相对误差曲线，如图3、4所示。

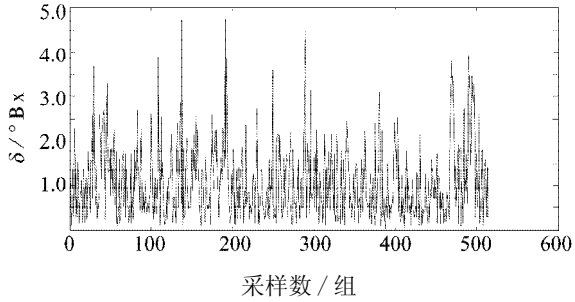

图3　训练数据绝对误差曲线

Fig. 3　The absolute error of training data

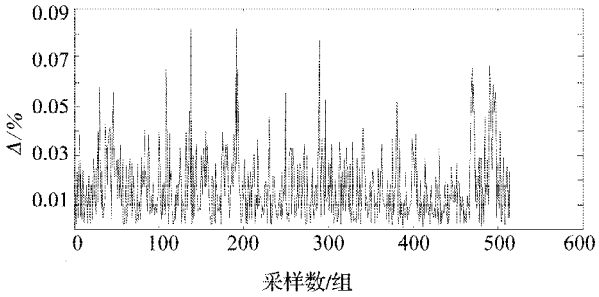

图 4 训练数据相对误差曲线

Fig. 4 The relative error of training data

绝对误差最大值 δ_{max} 小于 5 °Bx，相对误差最大值 Δ_{max} 也低于 9 %。相对误差平均值 Δ 低于 2 %，绝对误差平均值 δ 小于 1.5 °Bx。

采用上述训练好的神经网络对剩下的 101 组数据进行验证，得到计算输出与实际输出的绝对误差及相对误差曲线，如图 5、图 6 所示。

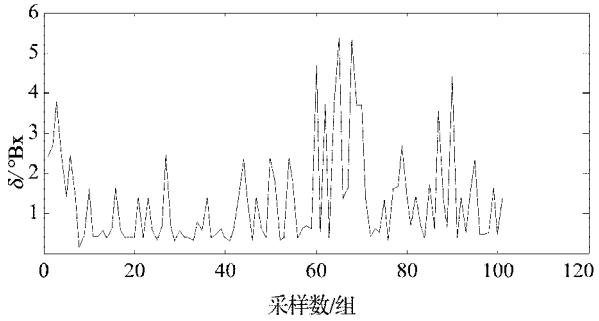

图 5 检验数据绝对误差曲线

Fig. 5 The absolute error of testing data

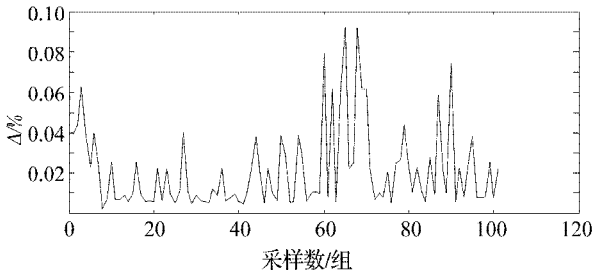

图 6 检验数据绝对误差曲线

Fig. 6 The relative error of testing data

绝对误差最大值 δ_{max} 小于 6 °Bx，相对误差最大值 Δ_{max} 也低于 10 %。相对误差平均值 Δ 低于 2.5 %，绝对误差平均值 δ 小于 1.5 °Bx。由此证明这一 BP 神经网络模型是有效的。

由仿真结果可以看到，模型误差偏大，模型精度还有待提高。这与选择的训练数据有很大的关系，数据不充分，进行训练输入的数据不够合理等。采样数据的广泛性和准确性也是今后研究要解决和提高的问题。利用 BP 神经网络建模，可以得到较为准确的糖厂蒸发工段两输入单输出神经网络模型。

利用 BP 神经网络，虽然可以解决传统处理方法所不能处理的非线性映射问题，但在实际应用中，如何选择和确定合适的神经网络结构，还缺乏确切的理论指导，只能通过试验——调整——再试验的过程来确定合适的网络结构。此外，BP 神经网络隐含层节点数的确定、BP 算法的优化等问题，一直都是 BP 神经网络的研究热点和难点。隐含层节点数的确定需要反复地进行试验。

3 结语

本文采用 BP 神经网络方法对糖厂的蒸发工段两输入单输出神经网络进行建模。该方法在不需要确切了解过程机理的前提下，只需过程的特征数据，便可对网络进行训练，建立较为准确的模型。BP 神经网络模型训练结果良好，仿真结果表明了模型的有效性。优化 BP 神经网络内部结构，近一步提高模型精度是今后的研究方向。

参考文献：

[1] 阮 奇，陈文波，黄诗煌，等. 复杂并流多效蒸发系统的数学模型与矩阵解法[J]. 中国工程科学，2001，3（4）：36-41.

[2] Benne M，Grondib-Perez B，Chabriat J P. Artificial neural networks for modeling and predictive control of an industrial evaporation process[J]. Journal of Food Engineering，2000，46：227-234.

[3] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京：北京化学工业出版社，2002.

[4] 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现[M]. 北京：电子工业出版社，2005.

[5] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与MATLAB7实现[M]. 北京：电子工业出版社，2005.