

文章编号:1000-582X(2007)05-0103-05

金属填料蒸发型空调系统性能的预测模型

牛润萍, 由世俊, 张 欢

(天津大学 环境科学与工程学院, 天津 300072)

摘 要:针对金属填料蒸发型空调系统内部传热传质过程的复杂性,利用人工神经网络的非线性映射功能、学习功能和记忆功能,通过对数据样本的学习,建立起描述金属填料蒸发型空调系统性能与其影响因素间关系的神经网络模型,再根据此模型来预测影响因素变化引起的蒸发型空调系统性能变化。利用试验数据对网络模型进行训练和验证,检验模型预测的准确性。结果表明:网络模型输出结果与实验数据比较吻合,相对误差大多在6%以内,证实该网络模型对金属填料蒸发型空调系统性能预测的可行性。

关键词:金属填料;蒸发型空调系统;神经网络;模型

中图分类号: TB657.5

文献志码: A

蒸发型空调技术以其节能效果明显和环保性能好等优点,越来越受到人们的关注。它主要利用自然环境中空气的干湿球温度差取得冷量,基本功能就是对空气进行热湿处理,使空气达到送风的要求,满足空气调节空间的温度、湿度、风速和洁净度等要求。

以填料作为传热传质载体的蒸发型空调系统性能预测^[1-3]是根据其结构参数和运行参数来估算推测其各项性能指标的,这是蒸发型空调设计计算时必须进行的前期工作之一,也是蒸发型空调研究工作的一个重要方面;同时,它又是蒸发型空调系统性能优化的前提。因此系统性能预测计算是研究、设计蒸发型空调系统必不可少的一个重要环节。

由于蒸发型空调系统内部传热传质过程的复杂性、时变性,许多学者^[4-5]对其计算方法进行了长期的研究,但还没有形成统一的理论。通过对金属填料蒸发型空调系统的性能实验,采集了大量的实验数据。以筛选和预处理过的试验数据为学习样本,借助人工神经网络理论,建立起描述空调用填料表面传热传质性能与其影响因素间关系的神经网络模型,研究和探讨蒸发型空调系统运行参数对运行性能的影响特性,为蒸发型空调系统的预测、设计、优化和控制提供必要参考依据。

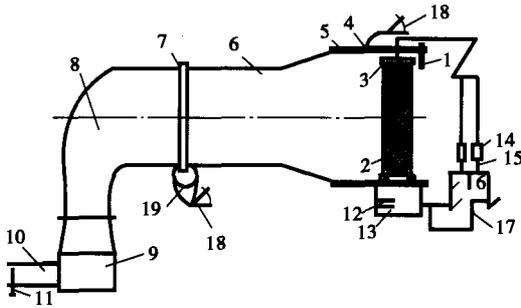
1 金属填料蒸发型空调系统性能实验

在天津大学的暖通实验室搭建了金属填料式蒸发型空调的实验研究系统,主要由冷热源制备系统、风系统、水系统、测试数据采集和控制系统组成。采用的是天津大学填料厂生产的金属孔板斜波纹填料。对不同的比表面积、不同几何尺寸的金属孔板斜波纹填料的除湿冷却过程进行传热传质性能实验研究^[6]。实验中需测试的量有入口干球温度及湿球温度、出口的干球温度及湿球温度、入口水温、出口水温、淋水量、空气流速、空气流经填料的压降等9个独立变量。主要测试段如图1所示。填料前后设有静压差测量点,用YYT22000型微压计来测量空气经过填料前后的压差,用玻璃棒水银温度计和铂电阻来测量填料前后空气的干球、湿球温度;用孔板流量计配差压变送器来测量空气的流量;采用型号为LUGB2204的涡街流量计测水量,在填料冷水供回水管路上还布有热电偶采集水温。实验中主要通过型号为ACS401的变频器控制风机的转速以改变填料段的空气流量;通过调节电动三通阀的开度来改变冷水的温度和填料段冷水的流量;通过调节空气预处理系统管路上球阀的开度来改变填料段入口空气干球温度和含湿量。

收稿日期:2007-01-23。

作者简介:牛润萍(1979-),女,天津大学博士研究生,主要从事空调制冷技术研究(E-mail)niurunping@sina.com。

对于每一块填料,改变其中一个进口参数的值,保持其它参数不变进行实验,可得到反映各个变量之间关系的大量实验数据。



1—干球、湿球温度计; 2—填料; 3—布水器; 4—静压取压孔; 5—双层金属面板; 6—风道; 7—孔板流量计; 8—铝箔软管; 9—风机; 10—排风管道; 11—插板阀; 12—电加热器; 13—水箱; 14—浮子流量计; 15—水量调节阀; 16—旁通管; 17—水泵; 18—倾斜式微压计; 19—压差传感器

图1 金属填料性能实验风系统示意

为了保证神经网络的训练样本集的可靠性,利用主成分分析法和聚类分析法对采集到的实验数据进行了筛选和预处理,优化了数据样本,为建立金属填料蒸发型空调系统的神经网络预测模型奠定了基础。

1.1 主成分分析

主成分分析是将多个变量化为少数综合变量的一种多元统计分析方法,其实质就是将高维数据降低为低维数据使数据结构更加直观。经过主成分分析法选择了空气流速、进口空气干球温度和相对湿度、入口水温、出口水温、淋水量、出口空气干球温度和相对湿度等 8 个参数作为数据变量运用于后续的模式预测。各参数的实验值范围为:水的质量流速 1.0 ~ 3.2 kg/m²s,空气的质量流速 2.3 ~ 3.5 kg/m²s,入口空气干球温度 26 ~ 30 ℃,湿球温度 19 ~ 23 ℃,出口空气干球温度 14 ~ 23 ℃,湿球温度为 13 ~ 20 ℃,入口水温 10 ~ 15 ℃,出口水温为 17 ~ 21 ℃。

1.2 聚类分析

数值聚类分析是许多分类和系统建模算法中很重要的一种数据处理方法。聚类的目的是要从实验中得到的大量带有噪声的数据中辨识出自然的组合与数据分组,并把彼此接近的事物归为一类,通过聚类的方法可以将大批数据鉴别为许多具有本质联系的聚类,以简明的表示系统行为。

2 神经网络预测建模方法

神经网络^[7-8]预测方法是一种非参数方法,它不

同于传统的参数模型预测方法,不需要对数据作任何假设,既能适应于线性也能适应于非线性等各种数据序列,而且神经网络方法具有很强的自学能力,能够通过学习适应新的环境,实现自适应预测。在暖通行业负荷预测和运行控制方面,已有广泛的应用。

基于反向传播 BP(Back Propagation)算法的多层神经网络模型是应用较多的人工神经网络模型之一。其原理结构图如图 2 所示。BP 神经网络^[8-9]具有如下两大优点:1)只要有一定的隐层结点,它就可以以任意精度逼近任意连续函数。2)它可以采用反向传播算法(也就是 BP 算法)进行学习训练,有比较强的认识能力和泛化能力。

设输入向量 $x_p = \{x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pm}\}^T$ 加到网络的输入层节点,输入节点将值传播给隐层节点,送到第 j 个隐层节点的总输入为

$$S_{pj}^h = \sum_i w_{ji}^h x_{pi}, \tag{1}$$

式中:上标 h 表示为隐层, w_{ji} 是第 i 个输入节点到第 j 个节点之间的权值。假设这个节点的激励等于总的输入,则这个节点的输出可表示为

$$O_{pj}^h = f_j^h(S_{pj}^h), \tag{2}$$

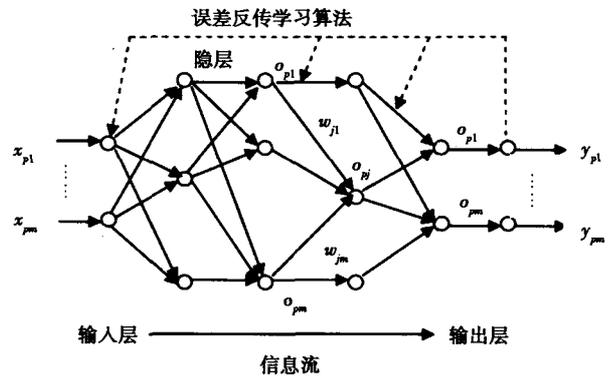


图2 多层BP神经网络拓扑结构示意图

输出节点可表示为

$$S_{pk}^o = \sum_j w_{kj}^o O_{pj}^h \text{ 和 } O_{pk}^o = f_k^o(S_{pk}^o). \tag{3}$$

式中,上标 O 表示为输出层的量。

同其它方法不一样的是 BP 网络的训练是根据输出值与期望值之间的误差来更新网络的权值而实现的,设单个输出层节点的误差为

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - O_{pk}^o)^2, \tag{4}$$

式中, t_{pk} 为目标值, O_{pk}^o 是第 k 个节点的实际输出,下标 p 表示 p 个训练向量,所有输出训练的误差平方和为

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \delta_{pk}^2 = \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - O_{pk}^o)^2, \tag{5}$$

式中 m 为输出节点数。

3 金属填料蒸发型空调性能参数的神经网络建模及其分析

3.1 金属填料蒸发型空调的性能参数

金属填料型空调系统正常高效节能运行中,最关心的莫过于它的输入/输出性能参数,因为这些运行参数的高低从一定角度反映出空调系统运行性能的优劣。主要有:空气质量流率 M_a , kg/s; 进口空气干球温度 t_{ai} , °C; 进口空气相对湿度 φ_{ai} , %; 出口空气干球温度 t_{ao} , °C; 出口空气相对湿度 φ_{ao} , %; 淋水进口温度 t_{li} , °C; 淋水出口温度 t_{lo} , °C; 淋水质量流速 M_w , kg/s; 填料两侧空气的气压差 Δp , pa。从空气参数特性可知:空气干球温度、湿球温度、相对湿度、焓值这4个参数中,只要知道其中2个,空气性能参数就决定了。采用金属填料传热传质过程的空气出口参数:出口空气干球温度 t_{ao} 和出口空气相对湿度 φ_{ao} 来描述空调系统的运行工况的优劣。

用函数关系式表达如下

1) 出口空气干球温度 t_{ao}

$$t_{ao} = K_1 f_1(M_a, t_{ai}, \varphi_{ai}, \varphi_{ao}, t_{li}, t_{lo}, M_w, \Delta p), \quad (6)$$

2) 出口空气相对湿度 φ_{ao}

$$\varphi_{ao} = K_2 f_2(M_a, t_{ai}, \varphi_{ai}, t_{li}, t_{lo}, M_w, \Delta p). \quad (7)$$

3.2 基于BP网络的预测模型

以前述的金属填料蒸发型空调系统性能实验的实验数据为基础,把经过筛选和预处理后的数据作为学习样本,建立神经网络模型。

以 x_1, x_2, \dots, x_n 表示前向反馈(BP)神经网络的输入,用 y_1, y_2, \dots, y_3 表示输出,并且假设 L 个输出神经元,用 $F(t)$ 表示隐层神经元的激活函数,用 W_{nl}^1 表示输入层神经元与隐层神经元之间的连接权值,用 W_{lk}^2 表示隐层神经元与输出层神经元之间的连接权值,用 θ_1 表示第1个隐层神经元的激活阈值,这样可建立BP神经网络的输入输出之间的关系式如下

$$y_k = \sum_{l=1}^L w_{lk}^2 F\left(\sum_{n=1}^N W_{nl}^1 x_n - \theta_1\right), (k = 1, 2, \dots, K), \quad (8)$$

这里有 K 个 N 元函数,采用向量的记法,可记为 $y = g(x, w)$, 其中 $y = (y_1, y_2, \dots, y_k)$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, w 表示所有连接权值和激活阈值所组成的向量。

根据试验研究的具体情况,采用如下建模策略:

1) 取输出单元数 $K = 2$, 并记

$y_1 = t_{ao}$ ——出口空气干球温度, °C; $y_2 = \varphi_{ao}$ ——出

口空气相对湿度, %;

2) 取输入单元数 $N = 8$, 并记 $x_1 =$ 进口空气流速 v_a , m/s; $x_2 =$ 进口空气干球温度 t_{ai} , °C, $x_3 =$ 进口空气相对湿度 φ_{ai} , %; $x_4 =$ 淋水进水温度 t_{li} , °C, $x_5 =$ 淋水出水温度 t_{lo} , °C; $x_6 =$ 淋水质量流速 L , kg · m²/s; $x_7 =$ 出口空气干球温度 t_{ao} , °C; $x_8 =$ 出口空气相对湿度 φ_{ao} , %。

3) 取隐层单元数 $L = 12$

由上述建模方法论述,以及为了方便起见,取 $\theta_1 = 0$, 由此可得蒸发型空调的前馈神经网络模型的数学表达式为

$$t_{ao} = \sum_{l=1}^{12} W_{l1}^2 F\left(\sum_{n=1}^8 W_{nl}^1 x_n\right), \varphi_{ao} = \sum_{l=1}^{12} W_{l2}^2 F\left(\sum_{n=1}^8 W_{nl}^1 x_n\right), \quad (9)$$

4) 选取激活函数 $F(t)$, 依据参考文献^[8-9], 可选择西格蒙德(Sigmoid)函数即

$$F(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}}. \quad (10)$$

4 预测模型计算实例及实验验证

以上述试验中尺寸为 $400 \times 550 \times 800$ 的金属填料测试所得到的35组实验数据作为训练样本,其余的作为测试样本,采用BP算法对网络进行训练,通过训练得到隐含层和输出层的隐含值 W 和权值 b 矩阵。同理,把其它填料块($700 \times 350 \times 800$ 、 $600 \times 550 \times 800$)的测试结果数值分别代入已训练的神经网络预测模型,得出各块填料相对应的神经网络输出值,并与相对应的测试结果比较得出其绝对误差和相对误差图表,图形分析见下述。

从图3中以及计算输出结果可以看出:

预测干球温度最大绝对误差 $a_1 = 0.3615$ °C

预测干球温度最大相对误差 $a_{11} = 1.3693$ %

预测相对湿度最大绝对误差 $a_2 = 1.6733$ %

预测相对湿度最大相对误差 $a_{22} = 1.8738$ %

由图4中数据显示:

预测干球温度最大绝对误差 $a_1 = 1.1019$ °C

预测干球温度最大相对误差 $a_{11} = 4.9850$ %

预测相对湿度最大绝对误差 $a_2 = 3.4957$ %

预测相对湿度最大相对误差 $a_{22} = 2.6448$ %

由此神经网络模型的预测输出值与实测值的比较分析得知,预测值与实测值产生偏差很小,除个别数据外,均在允许误差范围之内。表明了该神经网络模型对金属填料蒸发型空调系统性能预测的可行性和可信性。

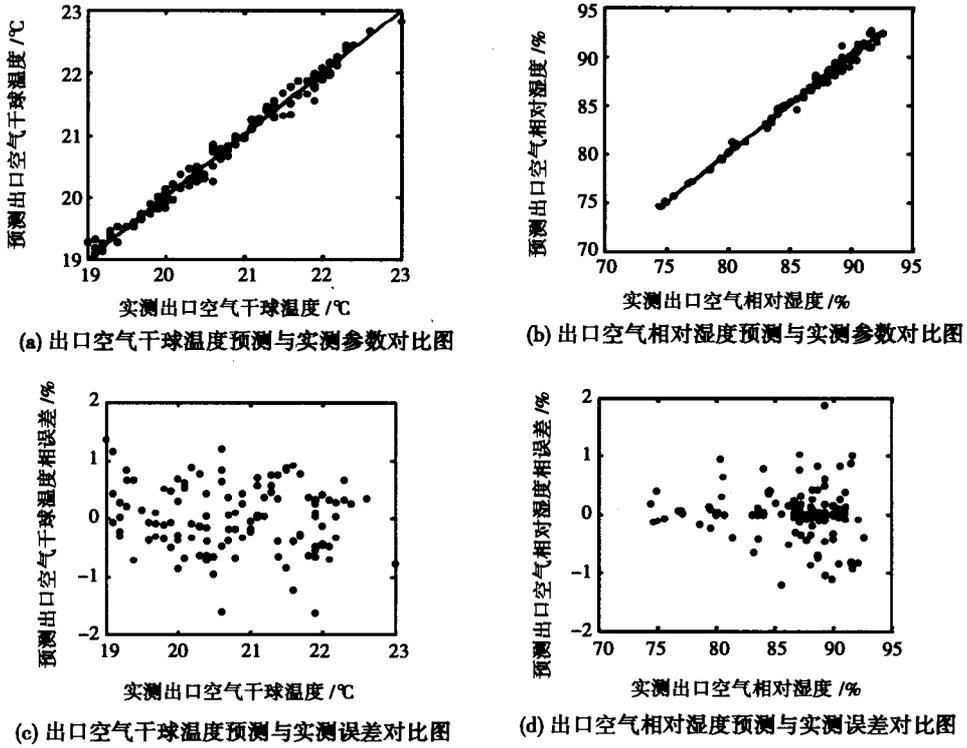


图 3 700 × 350 × 800 填料出口空气温度预测值与实测值的比较

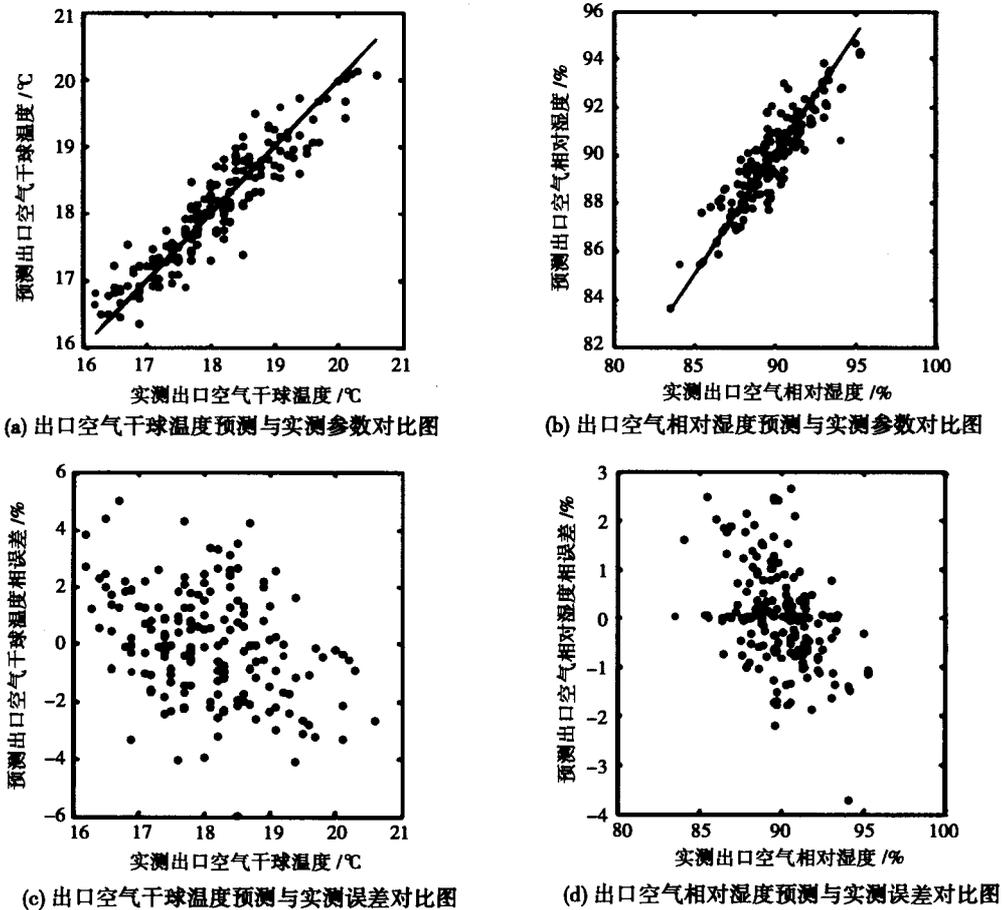


图 4 600 × 550 × 800 填料出口空气温度预测值与实测值的比较

4 结 论

通过对金属填料蒸发型空调系统性能实验采集了大量的实验数据,采用主成分分析法和聚类分析法对实验数据进行了筛选和优化,为优化金属填料蒸发型空调系统预测模型奠定了基础。在优选后的实验数据基础上,借助神经网络建模的方法,建立了基于BP神经网络的金属填料蒸发型空调系统性能的预测模型。研究了空调系统性能的预测问题,以优选后的实验数据为学习样本集,采用改进的BP算法对网络进行学习训练,同时经过多组不同结构参数的实验结果,代入所编制的BP神经网络程序,运行结果与实验数据比较吻合,相对误差大多在6%以内,表明借助神经网络方法建立的填料蒸发型空调系统性能模型完全能满足实际工程的预测计算需要,值得推广应用。

参考文献:

[1] BROWN W K. Fundamental Concepts Integrating Evaporative Technique in HVAC Systems[J]. International Journal Refrigeration, 1987, 10(7): 45-52.

- [2] ESKRA, NEIL. Indirect/Direct Evaporative Cooling Systems [J]. ASHRAE J, 1980, (5): 67-74.
- [3] KHAN, ARSHAD Y. Modelling and Parametric Analysis of Heat and Mass Transfer Performance of A Hybrid Liquid Desiccant Absorber [J]. Energy Conversion and Management, 1998, 39(10): 1095-1112.
- [4] ZALEWSKI W. Mathematical Model of Heat and Mass Transfer Processes in Evaporative Fluid Coolers [J]. Fuel and Energy Abstracts, 1997, 38 (5): 346-348.
- [5] 孙洲阳. 基于智能方法的蒸发型空调系统性能实验与优选研究[D]. 天津: 天津大学, 2002.
- [6] 由世俊, 吕灿仁. 金属填料表面热质传递实验研究[J]. 制冷学报, 2000, (4): 35-39.
- [7] SAMAN W Y, ALIZADEH S. Modelling and Performance Analysis of A Cross - Flow Type Plate Heat Exchanger for Dehumidification/Cooling [J]. Solar Energy, 2001, 70, (4): 361-372.
- [8] 焦李成. 神经网络的应用与实现[M]. 西安: 西安电子科技大学出版, 1996.
- [9] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

Predictive Model of Performance of Metal-packed Evaporative Air Conditioning System

NIU Run-ping, YOU Shi-jun, ZHANG Huan

(School of Environment Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Based on characters of Artificial Neural Network (ANN) such as non - liner mapping, self-learning, the ANN model was set up to predict the relationship between effective factors and performance of metal-packed evaporative air conditioning system. In order to reflect the performance of the predictive model, experimental data were used to test and verify the model. The outcome of the ANN model is in good agreement with experimental data and relative difference is within 6 percent. So it is feasible to predict the performance of metal-packed evaporative air conditioning system.

Key words: metallic packing; model; evaporative air conditioning system; artificial neural network

(编辑 陈移峰)