

文章编号: 1671-6612 (2021) 02-151-06

BP 神经网络方法 对露点间接蒸发冷却器性能预测及分析

屈悦滢 黄 翔 孙铁柱

(西安工程大学 西安 710048)

【摘 要】 通过对露点间接蒸发冷却空调机组的实际测试,在机组其他条件不变的情况下,仅考虑机组进风口空气的干球温度和含湿量对机组出风口空气的干球温度和含湿量以及机组效率的影响,采用 MATLAB 软件建立预测露点蒸发冷却器性能的人工神经网络模型。同时对神经网络模型进行检验,使网络预测模型达到预期效果,以完成对模型性能分析和评价。结果表明应用 BP 神经网络方法对露点间接蒸发冷却空调机组的性能预测是可行的,网络拟合效果总相关性为 0.92026。

【关键词】 露点间接蒸发冷却; 空调机组; 神经网络; 性能预测

中图分类号 TU831.5 文献标识码 A

Performance of Indirect Evaporative Cooler with Dew Point by BP Neural Network Method Forecast and Analysis

Qu Yueying Huang Xiang Sun Tiezhu

(Xi'an Polytechnic University, Xi'an, 710048)

【Abstract】 Through the actual test of the dew point indirect evaporative cooling air conditioning unit, under the condition that the other conditions of the unit are unchanged, only the dry bulb temperature and moisture content of the air inlet air of the unit and the dry bulb temperature and moisture content of the air outlet air of the unit and the For the effect of unit efficiency, MATLAB software is used to establish an artificial neural network model for predicting the performance of dew point evaporative coolers. Combined with the actual test data, the neural network prediction model is tested to make the network prediction model achieve the expected effect to complete the performance analysis and evaluation of the model. The results show that it is feasible to predict the performance of the air conditioning unit using the BP neural network method. The total correlation of the combined effect is 0.92026.

【Keywords】 Indirect evaporative cooling with dew point; Air conditioning units; Neural Networks; Performance prediction

基金项目: 西安市科技计划项目 (2020KJRC0023); 国家自然科学基金 (51676145);
西安工程大学研究生创新基金项目资助 (编号: chx2020039)

作者简介: 屈悦滢 (1995.1-), 女, 在读硕士研究生, E-mail: 530037889@qq.com

通讯作者: 黄 翔 (1962.7-), 男, 教授, E-mail: huangx@xpu.edu.cn

收稿日期: 2020-07-05

0 引言

蒸发冷却空调技术是一种节能环保和可持续发展的空调技术^[1]。其中,露点间接蒸发冷却可使产出空气逼近进入空气的露点温度,是提高设备温

降的核心技术之一。传统空调机组的设计缺点在于不能对机组实际运行情况全面考虑;量产前优化设计复杂、成本投入大。通过借助神经网络对非线性动力学系统的预测能力,建立露点冷却器性能的预

测模型，并对网络模型进行训练与仿真，涉及暖通空调、信息处理、计算机等多学科，为露点冷却器性能的预测研究提供新的思路。优势在于进行充分模拟预测，以此规避机组缺陷；同时也降低试验成本；缩短开发周期，提高机组竞争力^[2]。

1 BP 神经网络算法

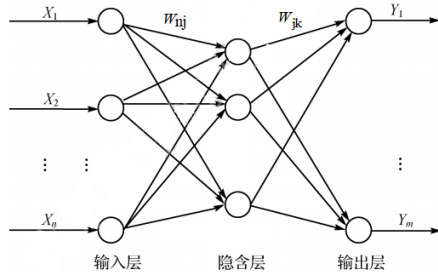


图 1 BP 神经网络拓扑结构图

Fig.1 Topological structure diagram of BP neural network

BP 神经网络是采用反向传播学习算法进行训练的人工神经网络，由输入样本的正向传播以及误差的反向传播这 2 个过程组成。其结构分为输入层、

隐含层和输出层。当 BP 网络的结构确定后，就可以通过实验测定的输入及输出样本集对网络进行训练，完成网络阈值和权值的学习和修正，目的是找到神经网络的输入和输出之间的映射关系^[3]。

2 研究方法

2.1 训练样本的选取

(1) 露点间接蒸发冷却空调机组

蒸发冷却空调机组由进风段、风机段、露点间接蒸发冷却段、送风段组成。其性能预测具有复杂的输入与输出之间非线性的隐性关系，需要通过大量的学习和训练样本才能得到良好的预测效果。

根据在福州地区某公司四楼实验室安装的一台露点间接蒸发冷却空调机组，选用的露点间接蒸发冷却机组总风量 20000m³/h，二/一次风量比值约为 0.6，送风量可通过调节送风口的阀门开度大小来调节，均为全新风送风。福州夏季室外的计算干球温度为 36℃，计算湿球温度为 28.1℃。系统平面图和机组实物图、结构示意图分别如图 2 和图 3 所示。

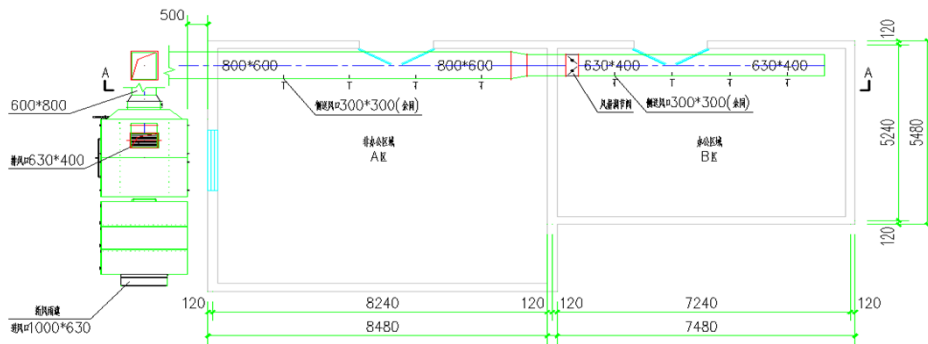


图 2 露点间接蒸发冷却空调系统平面图

Fig.2 Floor plan of dew point indirect evaporative cooling air conditioning system

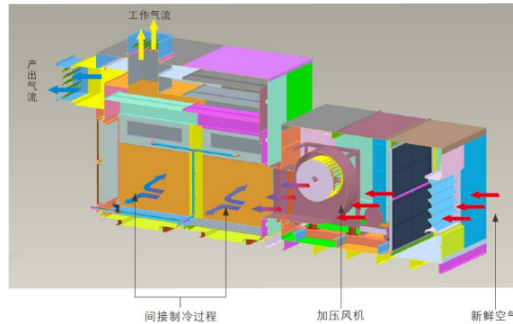


图 3 露点间接蒸发冷却空调机组实物图和结构示意图

Fig.3 Physical diagram and structural diagram of dew point indirect evaporative cooling air conditioning unit

(2) 训练样本

对上述机组进行测试，采用 77 组测试数据作

为 BP 神经网络的训练样本。其中, 2/3 为训练数据, 1/3 为验证数据。对机组送风干球温度、含湿量、效率的结果进行预测, 其部分数据如表 1 所示。

表 1 神经网络输入输出样本 (部分数据)

Table 1 Neural network input and output samples (partial data)

序 号	机组进 风口干 球温度 (°C)	机组进 风口含 湿量 (g/kg)	机组出 风口干 球温度 (°C)	机组出 风口含 湿量 (g/kg)	机组 效率 (%)
1	31.4	20.4	26.5	21.1	1.07
2	32.5	21.4	26.8	21.7	1.16
3	33.6	22.7	27.3	22.4	1.24
4	34.6	22.6	27.8	22.9	1.15
5	33.9	20.7	27.4	22.4	1.02
6	34.6	21.1	27.8	23.1	1.01
7	35.7	21.9	27.9	23.1	1.10
8	36.4	22.4	28.5	23.9	1.07
9	36.3	22.3	28.5	23.6	1.05
10	36.4	23.0	28.5	23.8	1.11

2.2 输入/输出样本设计

影响露点间接蒸发冷却效率的影响因素很多, 包括设备结构、二次/一次风量比、淋水量、室外空气状态也会对冷却器的换热效能产生影响。本文主要研究在其他条件不变的情况下, 主要考虑机组空气进风口干球温度及含湿量对换热效率的影响。共选取 77 组实验数据作为神经网络的训练样本。

为了更有效地进行网络训练, 需要对训练样本数据进行预处理, 即进行归一化处理, 将数据统一到[0, 1]区间, 并且针对网络的输出数据也需要进行反归一化处理。

2.3 神经网络的结构设计

输入层包括机组进风口干球温度和含湿量 2 个参数, 输出层有 3 个参数, 分别为机组出风口干球温度、含湿量和机组效率。其中机组的热湿交换效率可以通过机组实测及预测结果计算得到。网络采用一个隐含层, 隐含层的神经元个数按 Mr Kawashima 提出的方法选择, 即神经元个数为 $2 \times 2 + 2 = 6$, 共取 6 个神经元。

2.4 网络传递及训练函数

隐含层神经元的传递函数采用对数 S 型正切函数 Tansig, 输出层神经元采用 purelin 函数。BP

神经网络的局限性在于容易陷入局部最优, 为避免这种情况的出现, 选择 LM 算法作为训练方法对 BP 网络进行训练, 训练函数采用 LM 算法的 trainlm 函数, 学习采用 trainlm 函数, 设置训练次数为 1000 次, 训练目标误差为 0.000000001, 学习率为 0.1, 其他参数使用默认值如表 1 所示。

3 性能预测

文中 2.3 节的初始神经元个数为 6, 通过程序的运行, 比较每次网络的预测性能, 选择性能最优的对应的节点数作为隐含层神经元节点数为 8, 最优学习率与初始取值相同为 0.1。下图 4 为建立的 2-8-3 结构的神经网络模型结构, 表 2 为归一化处理后的神经网络输入输出样本的部分数据。

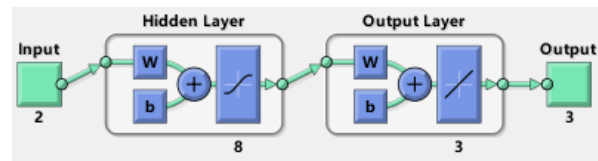


图 4 神经网络模型结构

Fig.4 Neural network model structure

表 2 归一化处理后的神经网络输入输出样本 (部分数据)

Table 2 Normalized input and output samples of neural network (partial data)

序 号	机组进 风口干 球温度 (°C)	机组进 风口含 湿量 (g/kg)	机组出 风口干 球温度 (°C)	机组出 风口含 湿量 (g/kg)	机组效 率 (%)
1	0.4316	0.5217	0.5455	0.4375	0.3704
2	0.5474	0.6667	0.6000	0.5313	0.7037
3	0.6632	0.8551	0.6909	0.6406	1.0000
4	0.7684	0.8406	0.7818	0.7188	0.6667
5	0.6947	0.5652	0.7091	0.6406	0.1852
6	0.7684	0.6232	0.7818	0.7500	0.1481
7	0.8842	0.7391	0.8000	0.7500	0.4815
8	0.9579	0.8116	0.9091	0.8750	0.3704
9	0.9474	0.7971	0.9091	0.8281	0.2963
10	0.9579	0.8986	0.9091	0.8594	0.5185

3.1 训练误差曲线

网络训练的误差曲线如图 5 所示。从图中可以看出, 训练的收敛速度非常快, 当训练次数达到 11 次的时候, 机组出风口的干球温度和含湿量的实际出口值与预测值的标准方差已经满足设定的要求。

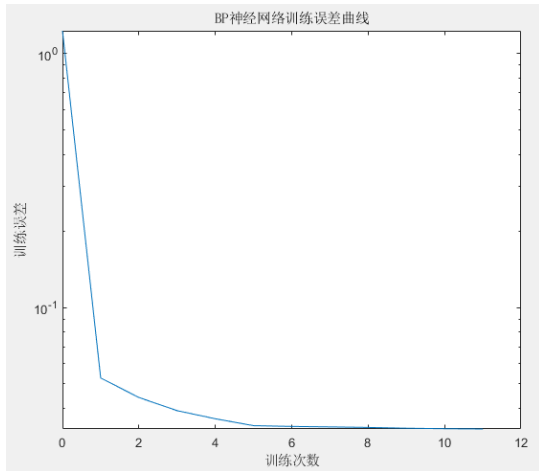


图5 网络训练的误差曲线

Fig.5 Network training error curve

3.2 网络的误差变化曲线

网络的误差变化曲线如图6所示。横坐标是迭代次数，纵坐标是均方误差，蓝色是训练误差、绿色的是校验误差、红色的是测试误差，其中校验误差是我们应该关心的，可以看出，使用LM算法的2-8-2结构的BP网络在第5步时迅速收敛于0.048，且值最小，训练、验证、测试网络的效果明显。

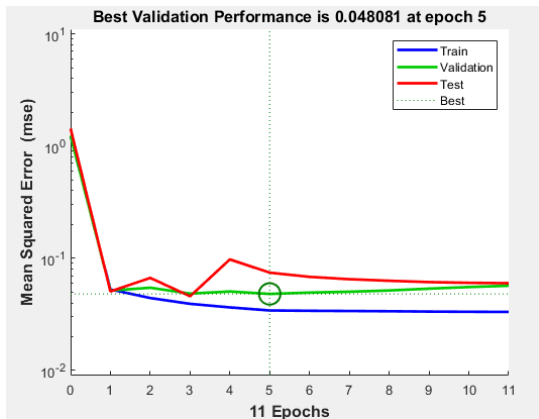


图6 网络的误差变化曲线

Fig.6 Network error curve

3.3 LM算法训练过程变化曲线

图7中，横坐标是迭代次数，最上面的图横坐标是梯度，可以看出梯度整体呈下降趋势，在迭代第11次时，梯度仅为0.00574。最中间图的纵坐标是学习率，在迭代第11次时，学习率为0.0001。最下面图的纵坐标是校验，可以看出，在迭代第6次以后的连续6次后，均方误差不断上升，在第5次均方误差最小。通过图7可得，LM算法收敛快，避免了标准BP算法可能陷入局部极小点的问题。

用于多变量大样本的训练能收到较好的效果。

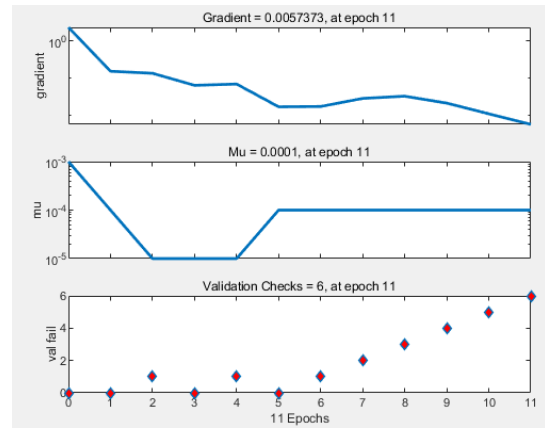


图7 LM算法训练过程

Fig.7 LM algorithm training process

3.4 网络预测结果分析

表3是网络输出的实测值及预测值的部分数据。通过计算可得，神经网络对出风口干球温度预测的均方误差为0.0671，对出风口干球温度预测的均方误差为0.1067，对机组效率预测的均方误差仅为0.0013，表明模型对其预测的精度较高。

由图8~10可以明显地看出，BP网络对机组效率、出风口干球温度和含湿量的预测值与测试数据是非常接近的，与实验值的变化趋势基本完全一致，因此可认为，BP网络能够准确的预测出机组出风口干球温度、含湿量机组效率及其变化趋势。

表3 网络输出的实测及预测值（部分数据）

Table 3 The actual measured and predicted value of the network output (some data)

序号	实测出风口温度 (°C)	预测出风口温度 (°C)	实测出风口含湿量 (g/kg)	预测出风口含湿量 (g/kg)	实测机组效率 (%)	预测机组效率 (%)
1	28.1	28.05	23.4	23.42	1.1	1.10
2	25.3	25.38	20.4	20.25	1.1	1.07
3	27.5	27.47	22.4	22.57	1.07	1.07
4	24.7	24.90	19.3	19.66	1.06	1.01
5	28.8	28.66	24.3	24.06	1.07	1.08
6	28	28.17	23.4	23.54	1.11	1.10
7	27.6	28.43	22.8	23.75	1.15	1.07
8	26.2	26.12	21.3	21.10	1.09	1.10
9	28.5	28.48	23.9	23.83	1.07	1.08
10	28.4	28.40	23.8	23.78	1.08	1.09

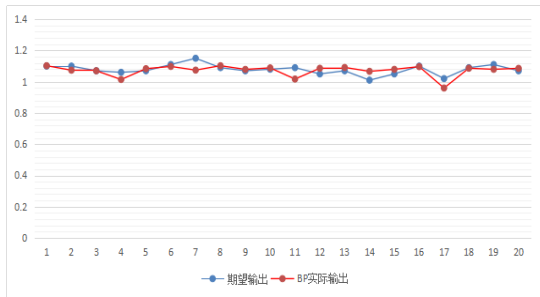


图 8 BP 神经网络对机组效率的预测结果

Fig.8 BP neural network prediction result of unit efficiency

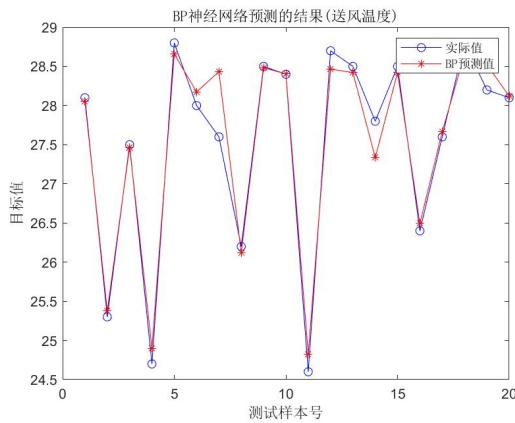


图 9 BP 神经网络对送风温度预测结果

Fig.9 BP neural network prediction result of supply air temperature

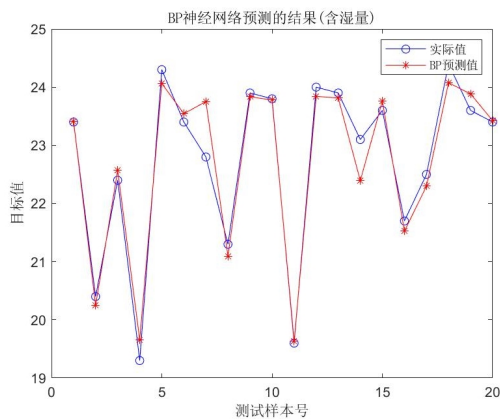


图 10 BP 神经网络对含湿量预测结果

Fig.10 Prediction result of moisture content by BP neural network

网络的拟合效果图如图 11 所示。横坐标均为期望输出, 纵坐标均为实际输出, 表示输出均为长

度是 4 的单位向量, 图中所有的圆圈代表期望输出对应的数据, 彩色的线均代表拟合后的线性函数, 右表是他们的数学表达式, 虚线代表一三象限的分角线, R 是线性回归后的相关系数, R 越接近于 1, 表明预测结果越好。四个图分别是对训练结果、对校验结果、测试数据、所有数据的拟合, 从表 4 中可以看出, 总体拟合情况比较好, 为 0.92026。

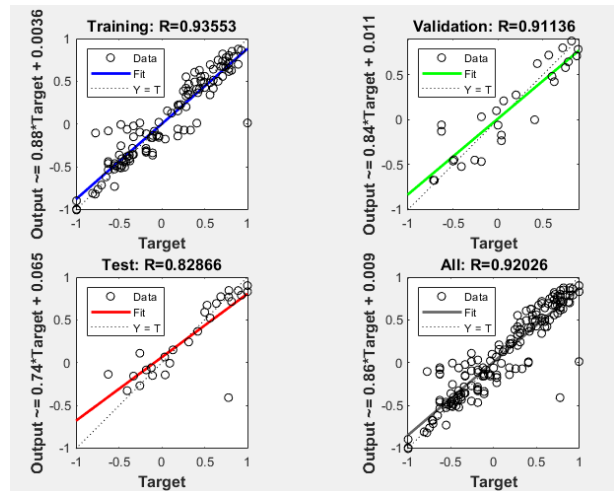


图 11 网络拟合效果图

Fig.11 Network fitting effect diagram

表 4 网络拟合相关系数

Table 4 Network fitting correlation coefficient

序号	数学表达式	R
1	$Output=0.88Target+0.0036$	0.93553
2	$Output=0.84Target+0.011$	0.91136
3	$Output=0.74Target+0.065$	0.82866
4	$Output=0.86Target+0.009$	0.92026

4 总结

(1) 上述露点间接蒸发冷却空调机组数据是在高湿度地区的福州测得的, 从实验数据上看, 送风的参数满足室内送风点的要求, 说明该地区应用蒸发冷却空调机组是能保证室内空气调节要求的, 且应用 BP 神经网络方法对空调机组的性能进行预测是可行的。

(2) 在空调系统设计日益发展的环境下, 多种因素对空调性能的影响增加了对空调系统预测

的复杂度。本课题通过控制变量,在机组其他条件不变的情况下,仅考虑机组进风口空气的干球温度和含湿量对机组出风口空气的干球温度和含湿量以及机组效率的影响。

(3)在大数据时代背景下,神经网络预测空调机组性能将为暖通行业发展带来新的机遇与挑战。在接下来的研究中,将进一步对程序进行优化和改进,以期达到预期的目标。

参考文献:

- [1] 黄翔. 蒸发冷却空调原理与设备[M]. 北京: 机械工业出版社,2019:23.
- [2] 黄童毅,何林,郭庆,等. 基于 BP 神经网络的空调性能预测研究[J]. 环境技术,2019,37(4):100-103,114.
- [3] 米罗斯拉夫·库巴特(著),王勇(译). 机器学习导论[M]. 北京:机械工业出版社,2016:100-109.
- [4] 邢广成,强天伟. ANN 理论在 HVAC 领域的应用[J]. 科技信息,2012(28):100-101.
- [5] 邢广成. 径向基神经网络模型对蒸发冷却空调填料性能预测[D]. 西安:西安工程大学,2012.
- [6] 陈玉英. 应用 BP 神经网络的管式间接-直接复合式蒸发冷却空调机组性能预测[J]. 节能,2015,34(1):18-21,2.
- [7] Jafarian Hamoon, Sayyaadi Hoseyn, et al. Modeling and optimization of dew-point evaporative coolers based on a developed GMDH-type neural network[J]. Energy Conversion and Management, 2017,143:49-65.
- [8] Yi Chen, Yan Huaxia, et al. A proportional-integral (PI) law based variable speed technology for temperature control in indirect evaporative cooling system[J]. Applied Energy, 2019,251:1.
- [9] 王文博. 露点蒸发冷却空调机组在干燥地区的优化设计及应用研究[D]. 西安:西安工程大学,2018.
- [10] 黄凯新,黄翔,严政,等. 复合式露点间接蒸发冷却空调机组在敦煌机场某食堂的应用[J]. 制冷与空调,2019,19(3):52-56.