

# 基于BP神经网络的横流开式空气源换热塔性能预测

康家伟<sup>1</sup>, 章立新<sup>1\*</sup>, 高明<sup>1</sup>, 陈永保<sup>1</sup>, 刘静楠<sup>1</sup>, 沈艳<sup>2</sup>, 陈金花<sup>3</sup>

<sup>1</sup>上海理工大学能源与动力工程学院, 上海

<sup>2</sup>上海同驰换热设备科技有限公司, 上海

<sup>3</sup>烟台蓝德空调工业有限责任公司, 山东 烟台

Email: \*Zhanglixin@usst.edu.cn

收稿日期: 2020年11月17日; 录用日期: 2021年1月24日; 发布日期: 2021年2月3日

## 摘要

本文基于BP神经网络预测吸热工况下空气源换热塔的热性能, 通过改变空气源换热塔的循环溶液流量、风量和进口溶液温度, 记录不同工况下的测量参数, 利用BP神经网络处理试验数据。网络采用三层结构, 隐含层神经元个数为5个, 以溶液流量、溶液进口温度、风量、干球温度和盐球温度为输入参数, 空气源换热塔吸热效率为输出值。吸热效率预测值和实测值的相关系数、平均相对误差、均方根误差分别为0.995、1.3775%、 $6.178 \times 10^{-3}$ 。结果表明, BP神经网络可以准确预测空气源换热塔吸热工况下的性能, 对空气源换热塔热泵系统的运行和设计有重要意义。

## 关键词

空气源换热塔, 吸热工况, BP神经网络, 预测

# Performance Prediction of Cross Flow Open Air Source Temperature Heat Transfer Tower Based on BP Neural Network

Jiawei Kang<sup>1</sup>, Lixin Zhang<sup>1\*</sup>, Ming Gao<sup>1</sup>, Yongbao Chen<sup>1</sup>, Jingnan Liu<sup>1</sup>, Yan Shen<sup>2</sup>, Jinhua Chen<sup>3</sup>

<sup>1</sup>School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

<sup>2</sup>Shanghai Tongchi Heat Exchanger Equipment Technology Co., Ltd., Shanghai

<sup>3</sup>China Yantai Lande Air Conditioning Industry Co. LTD., Yantai Shandong

Email: \*Zhanglixin@usst.edu.cn

Received: Nov. 17<sup>th</sup>, 2020; accepted: Jan. 24<sup>th</sup>, 2021; published: Feb. 3<sup>rd</sup>, 2021

\*通讯作者。

文章引用: 康家伟, 章立新, 高明, 陈永保, 刘静楠, 沈艳, 陈金花. 基于BP神经网络的横流开式空气源换热塔性能预测[J]. 建模与仿真, 2021, 10(1): 1-9. DOI: 10.12677/mos.2021.101001

## Abstract

This paper predicts the thermal performance of air source heat exchange tower under endothermic condition on BP neural network, by changing the circulating solution flow rate, air volume and inlet solution temperature of the air source heat exchanger tower, the measured parameters under different working conditions were recorded, and the test data were processed by BP neural network. The network adopted a three-layer structure, and the number of hidden layer neurons was 5. The solution flow rate, solution inlet temperature, air volume, dry bulb temperature and salt bulb temperature were taken as input parameters, and the heat absorption efficiency of the air source heat exchanger was taken as output value. The correlation coefficient, mean relative error and root mean square error of predicted and measured endothermic efficiency are respectively 0.995, 1.3775% and  $6.178 \times 10^{-3}$ . The results show that BP neural network can accurately predict the performance of the air source heat exchanger under the condition of absorption, which is of great significance to the operation and design of the heat pump system of the air source heat exchanger.

## Keywords

Air Source Heat Transfer Tower, Working Condition of Endothermic, BP Neural Network, Prediction

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

空气源换热塔热泵系统以低温防冻溶液为循环介质，从环境中获取可再生的空气热能[1]，实现低能耗供暖，被广泛用于夏热冬冷区域的建筑中[2]。

空气源换热塔作为热泵系统中与空气换热的核心设备，是在冷却塔的基础上发展而来的，其换热效率直接影响系统的运行和效能。通常研究空气源换热塔的换热性能以热质传递为基础的物理模型和以实测数据为基础的试验分析入手。空气源换热塔内湿空气与溶液之间有着复杂热质传递关系，在理论分析时需借助大量假设条件，影响了研究结果的准确性，而完全依赖试验研究则需在原型塔的测试上耗费大量资源和时间。

BP (Back Propagation)神经网络是一种模拟大脑神经系统结构和功能的复杂网络，无需描述变量之间可能存在的联系，只要通过分析一批实测数据，就可以建立输入与输出之间的非线性关系，对系统的期望值进行预测。近年来，BP神经网络以其非线性映射、自学习、自适应、容错能力等优势在采暖、空调、热泵等领域得到广泛的应用[3] [4] [5] [6]。

目前，有一些学者通过神经网络对空气源换热塔的换热性能进行研究，其中大部分研究是针对冷却塔。宋嘉梁等[7]使用神经网络对自然通风冷却塔热力性能进行预测；Xu 等[8]以四层神经网络为核心，对机械通风冷却塔出口水温进行预测；M. Hosoz [9]利用人工神经网络模型对逆流冷却塔的冷却性能进行预测；Gao 等[10]建立三层 BP 神经网络对侧风条件下的冷却塔性能进行预测。Wu 等[11]基于 BP 神经网络模型对热泵系统在制热模式下冷却塔逆用吸热的性能进行研究。但由于空气源换热塔的吸热以显热为主，需更大体积，同时要有防雨水进入等措施，结构上与冷却塔有一定差别，气水比和淋水密度与冷却塔也不尽相同。所以本文直接用以冬季吸热为目的的空气源换热塔原型机进行实验，利用获取的实验数据，采用三层 BP 神经网络模型对空气源换热塔换热性能进行预测，结果会更加准确，对空气源换热塔热泵系统的运行和调试更具有参考价值。

## 2. 实验测试

### 2.1. 实验装置

实验系统如图 1 所示：被测试对象为两面进风的横流型空气源换热塔，其两侧各有 PVC 薄膜填料 150 片，单侧进风面尺寸为  $2.8\text{ m} \times 3\text{ m}$ ，设计流量为  $300\text{ m}^3/\text{h}$ 。

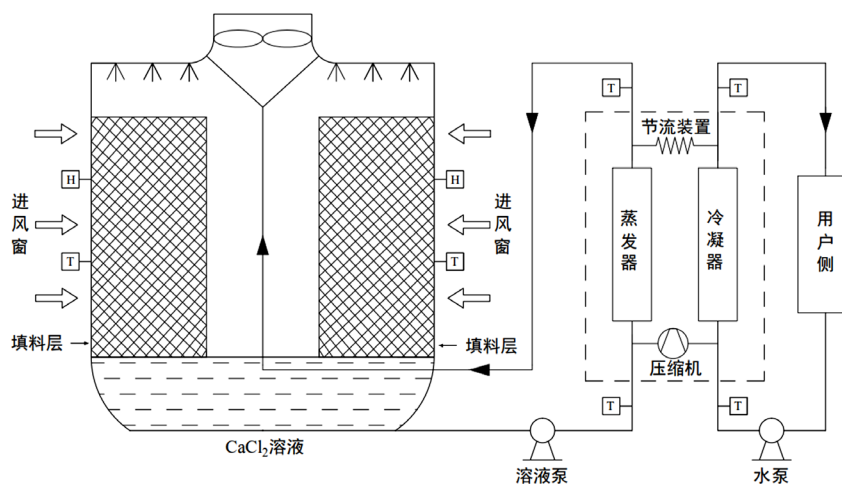


Figure 1. Air source heat transfer tower system diagram  
图 1. 空气源换热塔系统图

热泵机组额定供热量  $350\text{ kw}$ ，热泵系统使用制冷剂为一氯二氟甲烷(R22)，溶液循环采用密度为  $1200\text{ kg/m}^3$  的氯化钙( $\text{CaCl}_2$ )溶液，其因具有凝固点较低、吸热性能较强、稳定性较好被选为二次制冷剂，使空气源换热塔热泵系统可以更好的从低温空气中提取热量。在吸热工况下，喷淋系统经溶液泵将  $\text{CaCl}_2$  溶液均匀喷洒在填料上，与进入空气源换热塔内的空气进行热质交换，吸取空气中的低品位热能，进入蒸发器后将热量传递给制冷剂，冷凝器侧循环水同时被加热，送到用户侧，完成供热循环。

### 2.2. 测试系统

空气源换热塔性能测试所需要的参数包括大气压、环境干球温度与相对湿度、 $\text{CaCl}_2$  溶液的进出口温度、溶液流量和进塔风速，同时监控溶液密度，通过加  $\text{CaCl}_2$  使其稳定不变。所有温度均自动采集，采集频率为每秒 1 次，以每分钟的平均值为瞬时输出值，计算时取连续  $30\text{ min}$  内波动均不超过  $\pm 0.2^\circ\text{C}$  的数据段数据的平均值作为测量值。表 1 为测量所需仪器的详细信息。

Table 1. Measuring instrument parameters

表 1. 测量仪器参数

参数	测量仪器	测试范围	精度
温度/ $^\circ\text{C}$	PT100 铂电阻	-30~70	$\pm 0.15$
流量/ $\text{t/h}$	超声波流量计	0~500	0.1
风速/ $\text{m/s}$	风速仪	0~30	0.1
盐球温度/ $^\circ\text{C}$	机械通风盐球温度计	-30~70	$\pm 0.15$

为了保证进塔风速测量的准确性，两侧进风窗按等面积法划分为  $4 \times 4$  的矩形区域，使用风速仪在每个矩形区域的中心进行测试，最后取平均值。

实验采用控制变量法,在不同干球温度和盐球温度下构成特定的实验工况,分别测得溶液出口温度,计算吸热效率。实验中测得的样本数据范围见表 2:

**Table 2.** Sample data range  
**表 2.** 样本数据范围

参数	范围
进塔溶液温度/°C	-8.77~-5.85
循环溶液流量/m <sup>3</sup> /h	164.3~324.12
风量/10 <sup>4</sup> m <sup>3</sup> /h	23.4~33.5
干球温度/°C	1.02~5.43
盐球温度/°C	-1.87~1.18
吸热效率/%	23~46

### 2.3. 性能指标

将吸热效率  $\eta$  作为评价空气源换热塔的性能指标,表示空气源换热塔实际换热能力与极限换热能力的接近程度。吸热效率由式(1)计算得出:

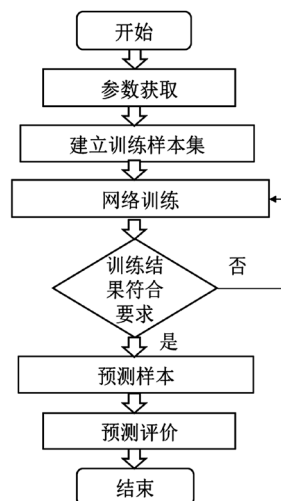
$$\eta = \frac{T_{so} - T_{si}}{T_{so} - T_{aw}} \quad (1)$$

式中:  $T_{si}$ ——为溶液入口温度;  $T_{so}$ ——为溶液出口温度;  $T_{aw}$ ——为盐球温度。

## 3. BP 神经网络建模

### 3.1. 网络原理及参数选取

BP 神经网络是一种按误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络,由信息的前向传递和误差的反向传播两个过程构成。在前向传递中,从输入层和隐含层到输出层逐层处理输入信号,每一层神经元状态只对下一层神经元状态有影响。如果输入层与期望输出不匹配,则执行反向传播。误差的反向传播是一个权值调整的过程,根据预测误差调整网络系数,从而使 BP 神经网络预测结果逐渐接近期望结果。网络流程如图 2 所示:



**Figure 2.** BP network flow chart  
**图 2.** BP 网络流程图

实验采取单个隐含层的三层 BP 神经网络来处理复杂、非线性目标。如图 3 所示，输入层中选取五个主要影响因素作为输入参数，分别为溶液进口温度  $T_{si}$ 、进口空气干球温度  $T_a$ 、盐球温度  $T_{aw}$ 、溶液流量  $Q_s$  和风量  $G_a$ ，而将空气源换热塔吸热效率  $\eta$  作为输出值。

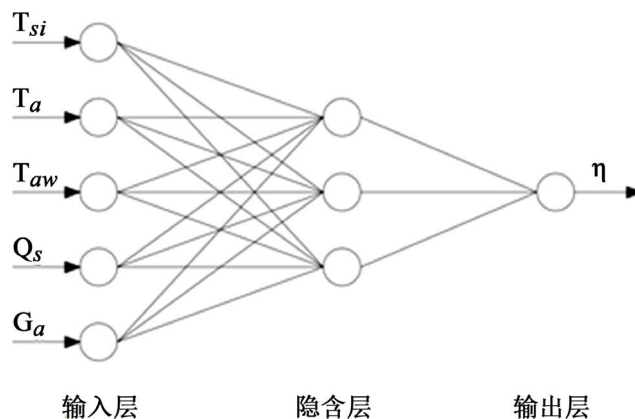


Figure 3. BP network diagram  
图 3. BP 网络示意图

### 3.2. 网络训练

网络采用线性函数 purelin 作为传递函数，网络训练采用 trainlm 函数对网络进行测试。共采集 250 组数据作为输入 - 输出对，其中随机取 175 组应用于训练集，其余 75 组用于网络测试。为了使网络的收敛性有较快训练速度，数据在输入之前进行了归一化处理，同样，数据在输出后也进行了反归一化。本文选取的归一化函数是 mapminmax 函数，归一化定义见式(2)，反归一化定义见式(3)：

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

$$x = x_{\min} + y(x_{\max} - x_{\min}) \quad (3)$$

式中： $x$ ——为被归一化的值； $y$ ——为归一化后的值。

### 3.3. 网络性能指标

本文对空气源换热塔吸热效率的预测准确性取决于 BP 神经网络的拟合性能，其基于网络之间的回归分析进行评估。采用相关系数  $r$ ，平均相对误差  $MRE$  和均方根误差  $RMSE$  作为评测空气源换热塔网络拟合性能的特征参数。

相关系数  $r$  按式(4)计算，其绝对值越接近 1，相关性越高。

$$r = \frac{\text{cov}(A_i, P_i)}{\sqrt{\text{cov}(A_i, A_i) \cdot \text{cov}(P_i, P_i)}} \quad (4)$$

式中： $A_i$ ——为实际输出值； $P_i$ ——为网络预测值。

平均相对误差  $MRE$  是绝对误差与实测值之比的平均值，按式(5)计算：

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| 100 \frac{(A_i - P_i)}{A_i} \right| \quad (5)$$

式中： $N$ ——为样本个数。

均方根误差  $RMSE$  又称回归标准差, 反映测量的精确度, 按式(6)计算:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - P_i)^2} \quad (6)$$

### 3.4. 确定隐含层节点数

神经网络拟合性能的主要影响因素是隐含层神经元个数。但到目前为止, 还没有一种准确的方法来确定最优隐含层的神经元个数, 通常隐含层神经元个数由式(7)得出估计值[12]:

$$k < \sum_{i=0}^n C_M^i \quad (7)$$

式中:  $k$ ——为样本数;  $M$ ——为隐含层神经元个数;  $n$ ——为输入层神经元个数。

当  $i > M$  时, 取  $C_M^i = 0$

$M$  的取值还可参考式(8)~(11):

$$M = \sqrt{n+m} + c \quad (8)$$

式中:  $m$  为输出层单元数,  $c$  为常数, 取值为[0, 10]。

$$M = \log_2 n \quad (9)$$

当只有一个隐层时, 隐含层神经元个数为[13]:

$$M = \sqrt{mn} \quad (10)$$

另一种确定隐含层神经元个数的方法, 采取最小二乘法进行拟合的公式[14]:

$$M = \left(0.43mn + 0.12m^2 + 2.54n + 0.77n + 0.35\right)^{1/2} + 0.51 \quad (11)$$

综合以上公式, 隐含层神经元个数范围选取为[2, 6]。

利用选取的三层 BP 神经网络模型对[2, 6]隐含层神经元个数分别对 175 组数据进行训练, 并保证迭代次数能够使平均相对误差  $MRE$  随迭代次数增加而趋于稳定, 训练结束后, 将其它 75 组数据的模型预测值与实测值进行对比, 得出的拟合性能特征参数见表 3。

**Table 3.** The test results of the number of neurons in different hidden layers

**表 3.** 不同隐含层神经元个数时的测试结果

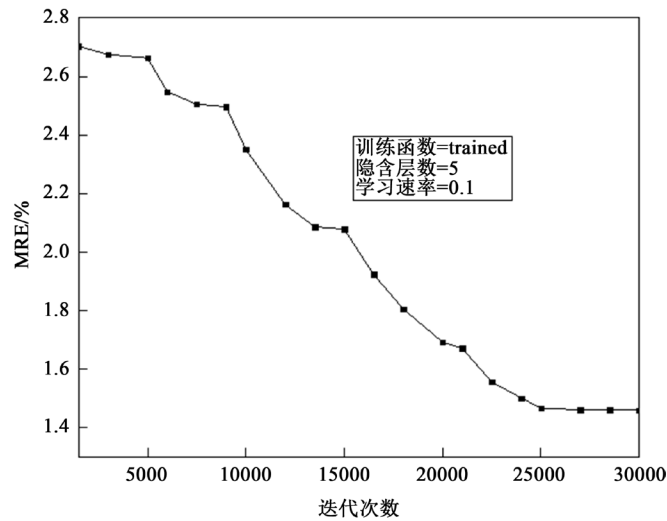
隐含层节点数	2	3	4	5	6
$r$	0.9940	0.9935	0.9946	0.9950	0.9939
$MRE$	1.7432	1.5804	1.5570	1.3775	1.5240
$RMSE (\times 10^{-3})$	7.6660	7.7680	6.1950	6.1780	6.8560

从表 3 可知, 当隐含层神经元个数为 5 个时, 空气源换热塔吸热效率实测值与预测值的相关系数  $r$  较高且平均相对误差  $MRE$  与均方根误差  $RMSE$  较小。因此隐含层神经元个数为 5 个, 最终确定的 BP 网络为 5-5-1 结构。

## 4. 结果与分析

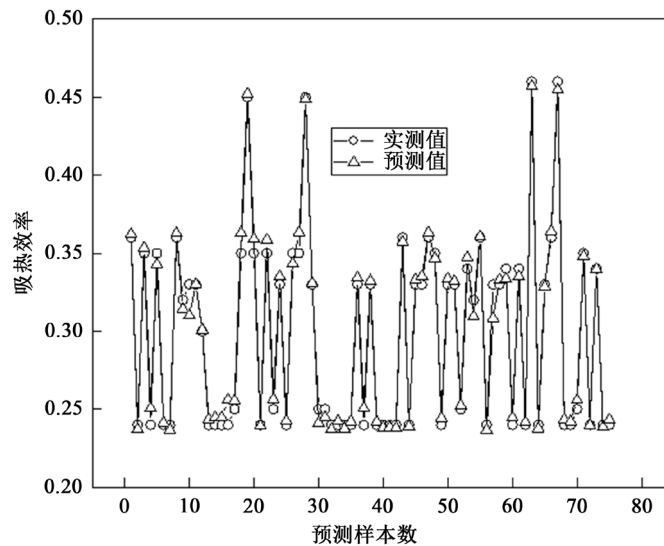
利用 5-5-1 结构的三层 BP 神经网络模型对空气源换热塔吸热效率进行预测, 学习速率为 0.1, 隐含层数为 5, 训练函数为 trained 时, 平均相对误差  $MRE$  随迭代次数增加的变化趋势见图 4, 训练过程中,

随着迭代次数的不断增加,平均相对误差  $MRE$  总体下降,最后趋于稳定。采用相关系数  $r$  或者均方根误差  $RMSE$ ,同样可以判断稳定性,本文不再赘述。



**Figure 4.** The average relative error varies with the number of iterations  
**图 4.** 平均相对误差随迭代次数的变化

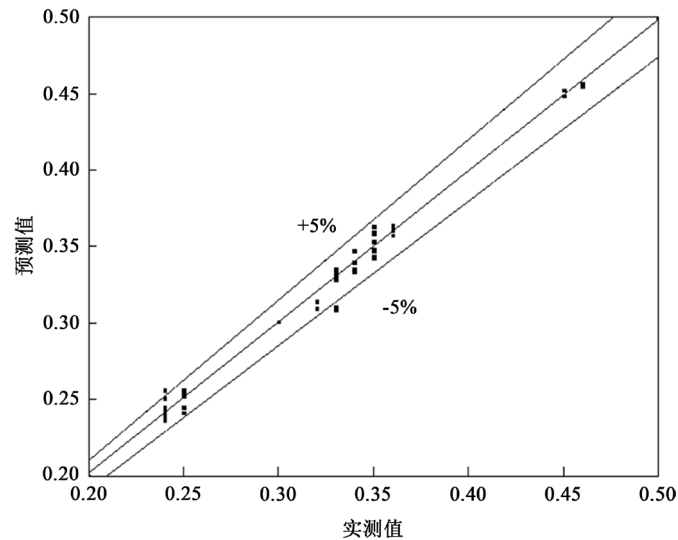
所用 75 组数据在选取 30,000 次迭代时的预测值与实测值偏差如图 5 所示:



**Figure 5.** Comparison of predicted and measured  $\eta$   
**图 5.**  $\eta$  的预测值与实测值对比

由图 5 可知,空气源换热塔吸热效率大部分预测值与实测值是比较吻合的。其中最大误差值是  $2.169 \times 10^{-2}$ , 最小误差值是  $1.25 \times 10^{-4}$ 。吸热效率预测值与实测值的评价指标有相关系数、平均相对误差、均方根误差在表 3 中已给出,分别为 0.995, 1.3775%,  $6.178 \times 10^{-3}$ 。

将空气源换热塔吸热效率实测值和预测值分别作为横纵坐标轴,可比较两者偏差的程度,见图 6。为了显示 BP 神经网络的准确性,图 6 中有一条表示预测良好的直线和表示偏差程度在  $\pm 5\%$  内的两条误差线。



**Figure 6.** The degree of deviation between measured and predicted values  
**图 6.** 实测值与预测值的偏差程度

由图 6 可知，大部分样本点都位于 $\pm 5\%$ 的偏差范围内，由于换热塔性能受到环境温湿度的影响，空气湿球温度的波动导致个别样本点偏差较大，偏差出于 5% 至 10% 之间。在拟合直线时发现，根据样本点拟合的直线比  $y = x$  略微向上偏移，因此预测值在总体上略微大于实测值。

## 5. 结论

本文建立了用于开式横流空气源换热塔吸热效率性能测试的 BP 神经网络模型。采用三层 BP 神经网络，输出的参数为空气源换热塔吸热效率  $\eta$ 。结果表明，空气源换热塔的热力性能可以在可靠性的数据范围内使用神经网络进行建模。通过有限的实测数据，不需要理解空气源换热塔的热质传递过程和处理复杂的数学模型，可以对空气源换热塔性能进行准确的预测，节省大量时间和资金。

本文采用相关系数、平均相对误差、均方根误差作为空气源换热塔网络模型评价指标，结果分别为 0.995, 1.3775%,  $6.178 \times 10^{-3}$ 。从预测结果来看，本实验建立的空气源换热塔 BP 神经网络模型较好，可以准确预测空气源换热塔热性能，为换热塔在冬季吸热工况下性能的预测提供了思路和方法。

## 基金项目

国家自然科学基金(编号: 51976127)。

## 参考文献

- [1] 孙晓琳, 姚春妮, 赵恒谊, 等. 空气热能纳入可再生能源的技术路径研究[J]. 制冷技术, 2015(5): 36-40.
- [2] 余明威. 能源塔的研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉科技大学, 2011.
- [3] 刘鹏飞, 李锐, 王岩. 基于灰色神经网络模型的区域供热负荷预测研究[J]. 暖通空调, 2019, 49(5): 124-128.
- [4] 李玉云, 王永骥. 人工神经网络在暖通空调领域的应用研究发展[J]. 暖通空调, 2001, 31(1): 38-41.
- [5] 曹亮, 胡平放, 吴伯谦. 基于神经网络的空气源热泵除霜诊断模型[J]. 暖通空调, 2006(6): 100-103.
- [6] Mohanraj, M., Jayaraj, S. and Muraleedharan, C. (2012) Applications of Artificial Neural Networks for Refrigeration, Air-Conditioning and Heat Pump Systems: A Review. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, **16**, 1340-1358. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.10.015>
- [7] 宋嘉梁, 阮圣奇, 陈永东, 等. 基于神经网络模型的自然通风逆流湿式冷却塔热力性能研究[J]. 流体机械, 2019, 47(3): 88-92.



- 
- [8] Xu, Z.T., Mao, J.C., Pan, Y.Q., *et al.* (2015,) Performance Prediction of Mechanical Draft Wet Cooling Tower Using Artificial Neural Network. *Advanced Materials Research*, **1070-1072**, 1994-1997. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.1070-1072.1994>
- [9] Hosoz, M., Ertunc, H.M. and Bulgurcu, H. (2007) Performance Prediction of a Cooling Tower Using Artificial Neural Network. *Energy Conversion & Management*, **48**, 1349-1359. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2006.06.024>
- [10] Gao, M., Sun, F.Z., Zhou, S.J., *et al.* (2009) Performance Prediction of Wet Cooling Tower Using Artificial Neural Network under Cross-Wind Conditions. *International Journal of Thermal Sciences*, **48**, 583-589. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2008.03.012>
- [11] Wu, J.S., Zhang, G.Q., Zhang, Q., *et al.* (2011) Artificial Neural Network Analysis of the Performance Characteristics of a Reversibly Used Cooling Tower under Cross Flow Conditions for Heat Pump Heating System in Winter. *Energy and Buildings*, **43**, 1685-1693. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.03.008>
- [12] 朱大奇. 神经网络原理及应用[M]//史慧, 等. 北京: 科学出版社, 2006: 5-6.
- [13] 靳藩. 神经计算智能基础原理·方法[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2000: 135-136.
- [14] 谢庆生. 机械工程中的神经网络方法[M]//尹健, 罗延科, 等. 北京: 机械工业出版社, 2003: 94-95.