

文章编号: 1671-6612 (2026) 04-576-07

间接蒸发冷却器布水实验研究与性能预测

陈 梦¹ 黄 翔²

(1. 陕西省住房和城乡建设科技发展中心 西安 710600

2. 西安工程大学城市规划与市政工程学院 西安 710600)

【摘 要】 在间接蒸发冷却器的研究与实际应用中, 布水性能是决定换热效率的核心关键, 影响间接蒸发冷却器布水性能的因素众多, 多因素相互耦合作用导致预测结果不理想。为解决这一问题, 以间接蒸发冷却器布水系统为核心, 以湿球效率作为布水性能的主要评价指标, 通过实验发现了合理的喷淋水量、二/一次风量比, 温度低的喷淋水有利于提高间接蒸发冷却器的布水性能, 同时建立了 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络两种预测模型, GA-BP 神经网络所有样本的预测值与真实值大部分相对误差不超过 1%, 能够更准确、更迅速地预测间接蒸发冷却器的布水性能, 为后续的研究提供新思路, 大大缩短机组设计开发、实验时长。

【关键词】 间接蒸发冷却; 布水性能; 湿球效率; 预测模型; GA 优化 BP 神经网络
中图分类号 TU831 文献标志码 A

Experimental Study and Performance Prediction on Water Distribution of Indirect Evaporative Coolers

Chen Meng¹ Huang Xiang²

(1.Shaanxi Housing and Urban-Rural Development Science and Technology Development Center, Xi'an, 710600

2.School of Urban Planning and Municipal Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, 710600)

【Abstract】 In the research and practical application of indirect evaporative coolers, water distribution performance serves as the core factor determining heat exchange efficiency. Numerous factors affect the water distribution performance, and the coupling interaction of these multiple factors leads to unsatisfactory prediction results. To solve this problem, this paper focuses on the water distribution system of indirect evaporative coolers. Taking wet-bulb efficiency as the main evaluation index for water distribution performance. Relevant experiments are carried out. The results reveal that reasonable spray water flow rate, appropriate secondary-to-primary air volume ratio, and low-temperature spray water are conducive to improving the water distribution performance of indirect evaporative coolers. Meanwhile, two prediction models, namely the BP neural network and GA-BP neural network, are established in this study. For the GA-BP neural network model, the relative errors between predicted values and actual values of most samples are less than 1%. It can predict the water distribution performance of indirect evaporative coolers more accurately and efficiently. This research provides a new idea for subsequent studies and greatly shortens the cycle of unit design, development and experimental testing.

【Keywords】 Indirect evaporative cooling; Water distribution performance; Wet-bulb efficiency; Prediction model; GA-optimized BP neural network

作者简介: 陈 梦 (1998-), 女, 硕士研究生, 专业技术人员, E-mail: 1348313387@qq.com
通讯作者: 黄 翔 (1962-), 男, 教授, E-mail: huangx@xpu.edu.cn
收稿日期: 2026-03-30

0 引言

蒸发冷却的核心是利用水蒸发带走热量^[1,2], 包含多个传递过程, 如流动、传热、传质, 整体过程非常复杂, 其中水的作用非同小可, 因此布水系统的性能研究对间接蒸发冷却的研究格外重要, 对于影响间接蒸发冷却器布水性能的因素, 从布水系统本身而言影响因素^[3,4]有布水方式、布水位置, 水侧的影响因素^[5]有喷嘴形式、喷淋水量、喷淋水温, 空气侧的影响因素^[6]有二次风量、一次风量、二/一次风量比、气流组织等, 除此之外二次空气进风干球温度、湿球温度都会对布水性能产生较大的影响。以上多因素相互影响产生复杂的耦合关系, 若采用传统数学方法对布水性能实验数据进行拟合难度极大, 而人工神经网络作为一种模拟生物神经网络结构与行为特征的算法^[7], 具有良好的自学习和自适应能力, 能较好地对非线性系统进行预测^[8], 该算法目前已在蒸发冷却领域得到广泛验证。

本文以间接蒸发冷却器布水系统为核心, 针对影响间接蒸发冷却器的因素进行实验研究, 采用人工神经网络方法建立预测间接蒸发冷却器布水性能的网络模型, 并采用遗传算法对模型进行优化。

1 间接蒸发冷却器布水性能实验研究

本次实验的数据中心用间接蒸发冷却空调机组^[9]采用一体化设计, 机组主要包括蒸发冷却系统、机械制冷系统、风管道路系统、水管管路系统,

机组实物图如图 1 所示。



图 1 实验机组实物图

Fig.1 Physical photograph of the experimental unit

1.1 实验仪器及测点布置

实验分别对风量、空气干湿球温度、水温、水流量等进行测量及观察, 测点布置如图 2 所示, 实验测点说明及仪器如表 1 所示。

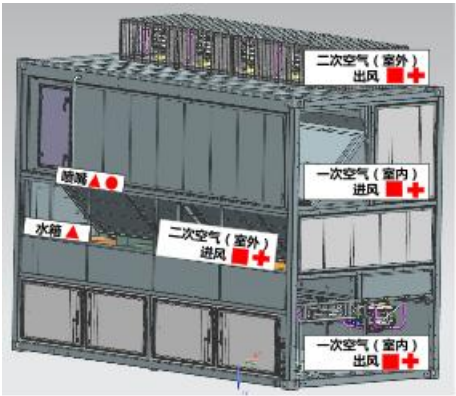


图 2 实验机组测点布置

Fig.2 Layout of measuring points of the experimental unit

表 1 实验测点说明及仪器

Table 1 Experimental measuring points description and instruments

测点	参数	单位	仪器	备注
+	风量	m ³ /h	机组内部传感器及手持式风速仪	计算二/一次风量比
■	干湿球温度	℃	机组内部传感器	计算温降、湿球效率
▲	水温	℃	温度自记仪	——
—	水流量	m ³ /h	机组内部流量计	——
●	布水情况	——	微孔摄像头	观察布水效果
—	尺寸	m	卷尺	测量所需尺寸

为探究相关因素对间接蒸发冷却器布水性能的影响, 选取以下工况作为室外侧二次空气入口状

态干球温度参数, 具体参数如表 2 所示。

表 2 实验工况参数

Table 2 Experimental operating parameters

室外侧二次空气入口状态			室内侧一次空气入口状态		
干球温度/℃	湿球温度/℃	风量/(m ³ /h)	干球温度/℃	湿球温度/℃	风量/(m ³ /h)
35	25.8	30382	38.0	21.0	21066

1.2 实验结果分析

1.2.1 喷淋水量分析

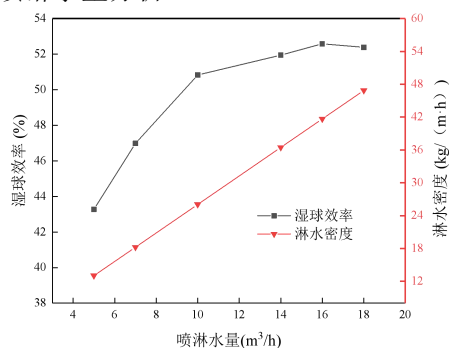


图 3 喷淋水量对湿球效率和淋水密度的影响

Fig.3 Effects of spray water flow rate on wet-bulb efficiency and water irrigation density

图 3 显示了该间接蒸发冷却器在实验工况下运行, 机组湿球效率^[10]和淋水密度^[11]随喷淋水量的变化情况。通过分析实验数据发现, 随着喷淋水量增加, 湿球效率呈先上升后稳定的趋势。

当喷淋水量从 5m³/h 增加至 10m³/h, 淋水密度从 13kg/(m·h) 线性增长至 26kg/(m·h), 湿球效率从 43% 增长至 51%, 湿球效率增长幅度较快; 当喷淋水量从 10m³/h 增加至 16m³/h, 淋水密度从 26kg/(m·h) 线性增长至 42kg/(m·h), 湿球效率从 51% 增长至 53%, 湿球效率增长幅度明显降低, 并逐步趋于稳定, 在喷淋水量为 16m³/h 时对应湿球效率最大值 53%, 此时间接蒸发冷却器的布水性能最高; 而当喷淋水量从 16m³/h 增加至 18m³/h, 淋水密度从 42kg/(m·h) 线性增长至 47kg/(m·h), 湿球效率从 53% 下降至 52%, 湿球效率出现不增反降的情况。

合理的喷淋水量有利于在湿通道侧形成均匀连续的水膜, 减小换热热阻, 维持稳定的传质驱动力, 强化传热传质, 因此合理调控喷淋水量可以改善布水效果, 提升布水系统整体性能。

1.2.2 喷淋水温分析

图 4 显示了该间接蒸发冷却器在实验工况下运行, 机组湿球效率和一次空气温降随喷淋水温的变化情况。通过分析实验数据发现, 随着喷淋水温

上升, 湿球效率和一次空气温降呈现出直线型下降的趋势, 喷淋水温从 16℃ 上升至 30℃, 湿球效率从 58% 下降至 48%, 一次空气温降从 6.9℃ 下降至 5.7℃, 经过实验, 可以发现实验机组喷淋温度每降低 1.4℃ 左右, 湿球效率大约增大 1%。

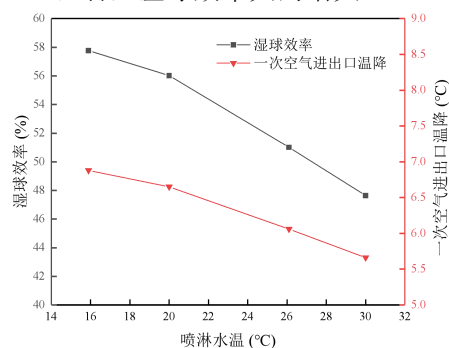


图 4 喷淋水温对湿球效率和一次空气温降的影响

Fig.4 Effects of spray water temperature on wet-bulb efficiency and temperature drop of primary air

温度低的喷淋水有利于增大蒸发冷却的换热温差与传质驱动力, 强化传热传质, 因此采用温度低的喷淋水有利于提升布水系统整体性能。

1.2.3 二/一次风量比分析

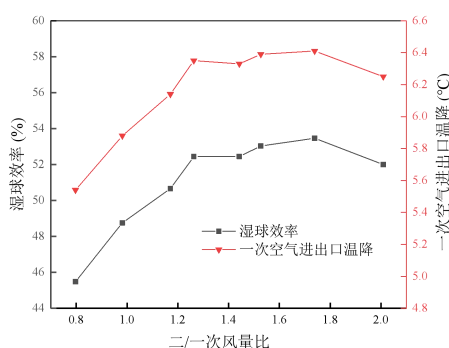


图 5 二/一次风量比对湿球效率和一次空气温降的影响

Fig.5 Effects of secondary/primary air volume ratio on wet-bulb efficiency and temperature drop of primary air

图 5 显示了该间接蒸发冷却器在实验工况下运行, 固定一次风量, 改变二次风量, 机组湿球效率和一次空气温降随二/一次风量比的变化情况。通过分析实验数据发现, 随二/一次风量比增大, 湿球效率和一次空气温降呈现出先上升、后平稳、

再下降的趋势。

当二/一次风量比从 0.8 增加至 1.2, 湿球效率从 45% 增长至 51%, 一次空气温降则从 5.5℃ 增加至 6.1℃, 其湿球效率和一次空气温降增长幅度较快; 当二/一次风量比从 1.2 增加至 1.8, 湿球效率从 51% 增长至 53%, 一次空气温降则从 6.1℃ 增加至 6.4℃, 其湿球效率和一次空气温降增长幅度明显降低, 并逐步趋于稳定; 而当二/一次风量比从 1.8 增加至 2.0, 湿球效率从 53% 下降至 51%, 一次空气温降则从 6.4℃ 下降至 6.2℃, 其湿球效率和一次空气温降出现不增反降的情况。实验机组的最佳二/一次风量比区间在 1.2-1.8 之间, 对应湿球效率 53% 左右, 此时布水性能较好。

适度增大二/一次风量比有利于增强湿通道内气液界面的扰动, 使空气与水膜的接触更加充分, 传热传质效果更好; 而合理的二次风量比有利于壁面形成均匀连续的水膜, 减小水侧换热热阻, 因此合理的二/一次风量比在提升布水系统整体性能的同时降低风机能耗。

1.2.4 二次空气进风温、湿度分析

为探究二次空气进风温、湿度对布水性能的影响, 设置实验机组一次风进风的干球温度为 38℃, 湿球温度为 21℃, 分别改变二次风的进风干湿球温度, 调整实验工况。待稳定后读取一次空气出风干球温度, 计算湿球效率, 部分实验数据如表 3 所示。

表 3 部分实验数据

Table 3 Partial experimental data

工 况	二次空气进 风干球温度 /℃	二次空气进 风湿球温度 /℃	一次空气出 风干球温度 /℃	湿球 效率 /%
1	15.27	8.36	21.20	57
2	14.99	9.98	21.40	59
3	15.89	13.26	22.71	62
4	25.13	14.31	25.17	54
5	25.18	19.35	27.26	58
6	25.18	22.43	28.47	62
7	35.26	21.35	29.76	50
8	35.15	26.11	31.81	53
9	35.16	31.01	34.08	57

通过分析发现, 不同二次空气进风干湿球温度对湿球效率影响并无明显线性关系, 对一次空气出

风温度起决定性作用, 二次空气进风干湿球温度越低, 对应的一次空气出风干球温度也越低, 反之亦然。

在本章针对布水性能实验研究中, 淋水密度仅作为喷淋水量的评价指标, 而喷淋水温、二/一次风量比、二次空气进风温、湿度, 均采用一次空气温降和湿球效率作为评价指标; 同时湿球效率与一次空气温降呈严格正相关^[10], 两者均为布水性能的核心间接评价指标, 基于这一强相关性, 在建立神经网络模型时, 输出层仅选择湿球效率这一关键指标。

2 间接蒸发冷却器布水性能预测研究

2.1 BP 神经网络预测模型建立

(1) 训练、测试数据选取: 通过实验机组采集大量训练样本, 其中神经网络的训练数据共选取 7/10 的实验数据, 验证数据共选取 3/10 的实验数据。

(2) 数据归一化: 在预测模型的建立过程中需选取较易量化的因素作为指标, 因此主要考虑二次空气进风干球温度、二次空气进风湿球温度、喷淋水量、喷淋水温、一次风量、二次风量、二/一次风量比 (以下简称 7 个指标) 对间接蒸发冷却器布水系统性能的影响, 对数据进行归一化处理。

(3) 网络的结构构建: 首先对 7 个指标与湿球效率之间的关联度进行计算, 输入层最终选取二次空气进风干球温度、二次空气进风湿球温度、喷淋水量、喷淋水温、一次风量、二次风量、二/一次风量比 7 个指标, 输出层选取湿球效率 1 个指标, 确定输入层节点 7 个, 输出层节点 1 个, 根据经验公式^[12], 最终计算得到当隐含层节点个数为 9 时, 均方误差最低为 0.00091708, 预测精度最高。

最终建立三层神经网络, 包含输入层节点 7 个、隐含层节点 9 个和输出层节点 1 个。

(4) 网络参数设置、训练及预测: 在进行网络训练的过程中, 选择了 LM 算法 `trainlm` 函数来对该模型进行训练, 并将训练次数设定为 1000 次, 学习速率 0.01, 以及训练目标最小误差 0.00001。

(5) 结果反归一化及误差计算: 在神经网络训练完成后, 对网络的输出数据同样利用 `mapminmax` 函数进行反归一化处理, 并完成误差计算。

2.2 BP 神经网络训练结果分析

用来评价预测模型常用的指标众多, 本文选取相对误差、均方误差、相关系数平方 3 个指标进行评价^[13]。

BP 神经网络的训练曲线如图 6 所示, 从图中看出前 5 次训练的收敛速度较快, 训练到第 42 次的时候, 网络训练停止, 其中第 36 次是验证网络的最佳性能。

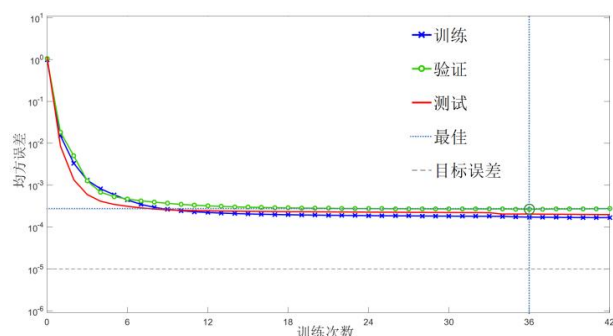


图 6 BP 神经网络训练过程曲线

Fig.6 Training process curves of BP neural network

在 BP 神经网络的训练过程中, 不同集合的拟合效果如图 7 所示。图中分别对应训练数据的训练、验证、测试及总体的拟合效果, 图中横坐标表示期望输出值, 纵坐标表示实际输出值, 总体拟合 R 为 0.99564, 拟合效果较理想。

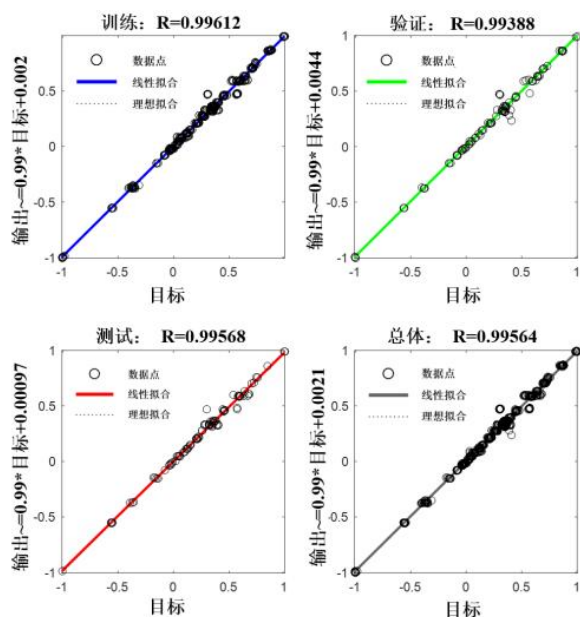


图 7 网络拟合效果

Fig.7 Network fitting performance

训练后的 BP 神经网络均方误差 (MSE) 为 $4.3114e^{-05}$, 决定系数 (r^2) 为 0.99584。

其预测值和真实值对比如图 8 所示, 训练后的 BP 神经网络对湿球效率的预测值与真实值整体变化趋势基本相同、数值较为接近。

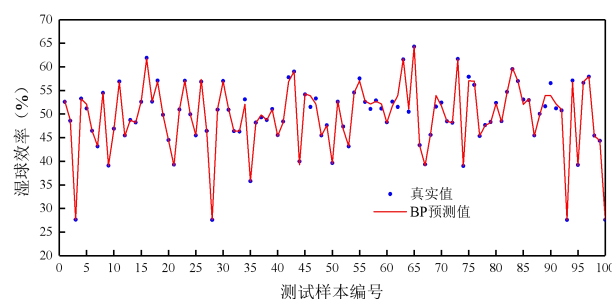


图 8 预测值和真实值对比

Fig.8 Comparison between predicted values and actual values

训练后的 BP 神经网络预测值和真实值误差对比如图 9 所示, 所有样本的预测值与真实值相对误差均在 5%以内, 大部分相对误差不超过 2%。

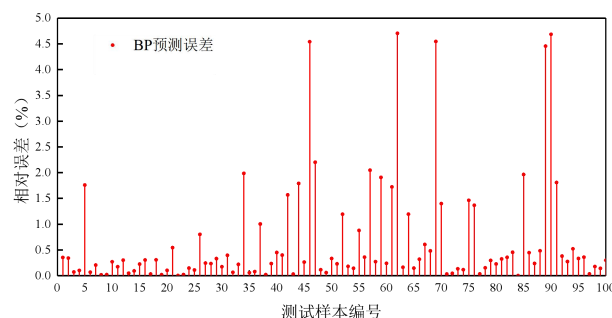


图 9 预测值和真实值误差对比

Fig.9 Error comparison between predicted and true values

BP 神经网络总体的预测效果是比较好的, 但存在单个点的相对误差比较大的问题, 同时为提高模型训练精度, 需对模型进行优化改进, 其主要目的是优化和更新影响网络预测精度的阈值和权值。

2.3 GA 算法优化 BP 神经网络预测模型建立

与常规优化算法相比, GA 算法^[14,15]能提高计算速度及精度, 具体的过程如下:

(1) 初始化种群: 随机产生一定的种群并初始化;

(2) 确定适应度函数;

(3) 控制参数设置: 设定初始遗传种群规模为 30, 最大进化代数 30, 交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.1;

(4) 运算: 依次完成选择、交叉、变异操作

运算, 保留新一代个体并计算适应度值;

(5) 终止条件判断: 判断适应度值是否满足设定终止条件, 若满足, 则获取最佳阈值和权值, 若不满足, 则进行迭代;

(6) 结束: 将最佳值返回 BP 网络并运行, 完成模型优化。

2.4 GA-BP 神经网络训练结果分析

GA-BP 神经网络的适应度进化曲线如图 10 所示, 进化代数在 0-18 其最佳适应度变化比较快, 在 18 次进化迭代后, 获得性能较优的个体。

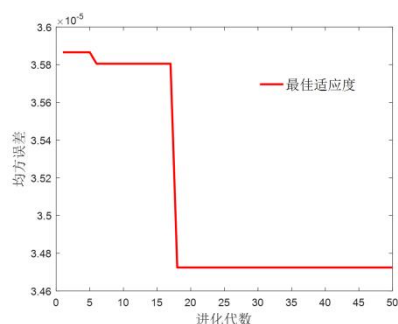


图 10 网络适应度进化曲线

Fig.10 Evolution curve of network fitness

GA-BP 神经网络训练过程曲线如图 11 所示, 训练的总收敛速度很快, 在训练次数仅达到第 8 次的时候, 其验证值的均方误差就达到其训练目标最小误差 0.00001, 网络训练停止, 第 8 次是验证网络的最佳性能。相较于 BP 神经网络, GA-BP 神经网络训练过程训练误差更小, 训练速度更快。

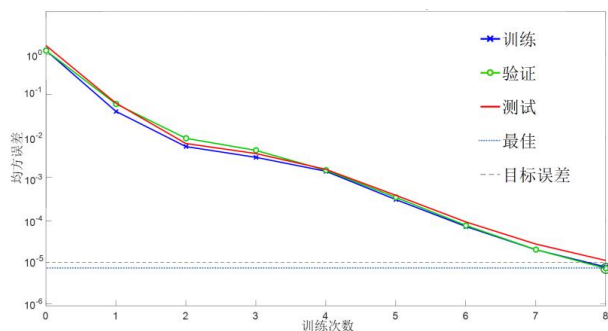


图 11 GA-BP 神经网络训练过程曲线

Fig.11 Training process curve of GA-BP neural network

训练后的 GA-BP 神经网络模型均方误差 (MSE) 为 $1.5455e^{-05}$, 决定系数 (r^2) 为 0.99851。

其预测值与真实值对比如图 12 所示, 优化后的模型对湿球效率的预测值与真实值的总体变化趋势基本一致, 数值更加接近, 还降低了 BP 神经网络一些样本的误差。

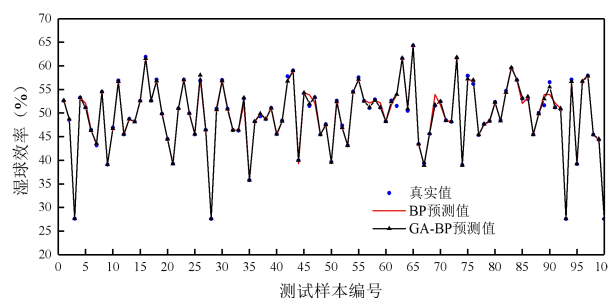


图 12 BP 神经网络与 GA-BP 神经网络预测值和真实值对比

Fig.12 Comparison of predicted and actual values

between BP neural network and GA-BP neural network

BP 神经网络与 GA-BP 神经网络预测值和真实值误差对比如图 13 所示, 除样本 62 以外, 其余样本的预测值与真实值的相对误差均在 3% 以内, 较 BP 神经网络预测相对误差降低了 2%, 且大部分样本相对误差不超过 1%, 预测精度明显提高。

同时大多数样本的 GA-BP 预测误差均小于 BP 预测误差, 针对 BP 预测相对误差较高的样本 46、62、69、89、90 而言, GA-BP 预测误差有明显降低, 以样本 46 为例, GA-BP 神经网络预测的相对误差为 0.86%, BP 神经网络为 4.54%, 相对误差降低了 3.68%。

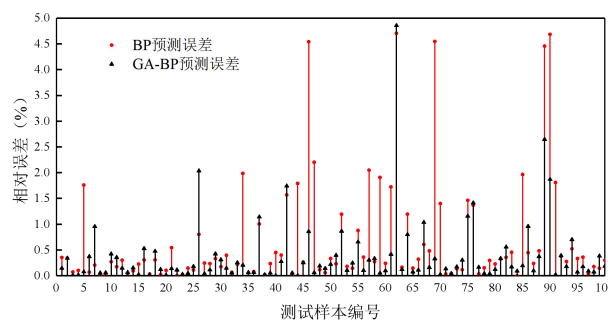


图 13 BP 神经网络与 GA-BP 神经网络预测值和真实值误差对比

Fig.13 Error comparison of predicted and actual values between BP neural network and GA-BP neural network

通过对 GA-BP 神经网络预测结果进行分析, GA-BP 神经网络的整体预测精度相对较高, 能够更加精确地对湿球效率及其变化趋势进行预测。

3 结论

对影响布水性能的因素进行实验得出:

(1) 喷淋水量增加, 湿球效率呈现出先上升后稳定的趋势。喷淋水量为 $16\text{m}^3/\text{h}$ 对应湿球效率

最大值 53%，合理的喷淋水量对间接蒸发冷却器的性能有较大影响，可以通过改变喷淋水量进而提高布水的整体性能。

(2) 喷淋水温上升，湿球效率和一次空气温降呈现出直线型下降的趋势，喷淋温度每降低 1.4℃左右，湿球效率大约增大 1%，采用温度低的喷淋水有利于提高间接蒸发冷却器的布水性能。

(3) 二/一次风量比增大，湿球效率和一次空气温降呈现出先上升、后平稳、再下降的趋势。最佳二/一次风量比区间在 1.2-1.8 之间，对应湿球效率 53%左右，间接蒸发冷却器的布水性能最高。合理二/一次风量比不仅能保证布水性能较高，还能降低风机能耗。

(4) 保持一次空气进风干、湿球温度不变，不同二次空气进风干、湿球温度对湿球效率影响并无明显线性关系，但对一次空气出风温度起决定性作用。

预测模型建立及优化，训练后的间接蒸发冷却器布水性能 BP 神经网络预测模型所有样本的预测值与真实值的相对误差均在 5%以内、大部分相对误差不超过 2%，整体预测结果较理想，仅个别点相对误差较大。GA 算法优化后的神经网络预测模型训练误差更小，训练速度也更快，所有样本的预测值与真实值的相对误差均在 3%以内、大部分相对误差不超过 1%，优化后的 GA-BP 神经网络能够更准确、更迅速地预测间接蒸发冷却器的布水性能，为后续的研究提供新思路，大大缩短机组设计开发、实验时长。

参考文献：

- [1] 王惠.蒸发冷却装置换热性能及蒸发特性模拟研究[D].沈阳:沈阳建筑大学,2020.
- [2] 万杨大.基于二维 CFD 模型和一维大体积流模型的蒸发冷却传热传质机理研究[D].长沙:湖南大学,2018.
- [3] 金洋帆.数据中心用板式间接蒸发冷却器的布水试验研究[D].西安:西安工程大学,2021.
- [4] 代聪,黄翔,褚俊杰,等.数据中心用间接蒸发冷却空调机组布水系统性能测试[J].制冷与空调,2023,37(2): 263-270.
- [5] 贺红霞,黄翔,张鸿,等.露点间接蒸发冷却器中布水与存水的试验研究[J].西安工程大学学报,2019,33(4): 395-400.
- [6] 李晗,吕建,孟丹东,等.间接蒸发冷却器二次空气的试验研究[J].流体机械,2019,47(3):75-78.
- [7] Akhlaghi Y G, Aslansefat K, Zhao X, et al. Hourly performance forecast of a dew point cooler using explainable Artificial Intelligence and evolutionary optimisations by 2050[J]. Applied Energy, 2021,281.
- [8] ANN 理论在 HVAC 领域的应用[J].科技信息,2012,(28): 100-101.
- [9] 黄翔.绿色数据中心高效适用制冷技术及应用[M].北京:机械工业出版社,2021.
- [10] 黄翔.蒸发冷却空调原理与设备[M].北京:机械工业出版社,2019.
- [11] 夏青,黄翔,殷清海.对淋水密度及相关术语的探讨[J].洁净与空调技术,2013(1):50-52.
- [12] 闻新.应用 MATLAB 实现神经网络[M].北京:国防工业出版社,2015.
- [13] 屈悦滢,黄翔,孙铁柱.BP 神经网络方法对露点间接蒸发冷却器性能预测及分析[J].制冷与空调,2021,35(2): 151-156.
- [14] 郑树泉.工业智能技术与应用[M].上海:上海科学技术出版社,2019.
- [15] 郭晨露.西安某商城冰蓄冷空调负荷预测与多目标优化运行研究[D].西安:西安建筑科技大学,2018.