

文章编号: 1671-6612 (2024) 04-443-08

基于GWO-BP神经网络的 空调水系统泵阀联调优化控制方法

林则焯 袁中原

(西南交通大学机械工程学院 成都 610031)

【摘要】 空调水系统的节能潜力较大,但管网中却通常存在动态水力不平衡的问题,这不仅影响了空调房间的室内舒适度,还会造成运行能耗的浪费。根据实验实测数据,建立了基于GWO-BP神经网络的水系统管网末端阀门开度预测模型,并根据最小阻力控制的原理,建立了基于神经网络的水系统泵阀联调优化控制方法。实验结果验证了该优化控制方法在优化计算后显著提升了末端阀门的开度,降低了水泵频率,可以有效降低水系统管网阻力并精确调节末端支路流量,对于水泵运行实现了27.63%至65.19%的节能率,具有明显的节能效果,且在水系统流量需求越小时,节能效果越好。

【关键词】 泵阀联调; 空调水系统; 最小阻力控制; 神经网络
中图分类号 TU831 文献标志码 A

Pump-valve Combined Control Optimization Method in Air-conditioning Water System Based on GWO-BP Neural Network

Lin Zeyao Yuan Zhongyuan

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, 610031)

【Abstract】 Air conditioning water systems have significant energy-saving potential, but there is usually a dynamic hydraulic imbalance in the pipeline lead to the uncomfortable indoor environment and wasted energy by water pumps. The paper introduces a GWO-BP neural network model using experimental data to predict valve openings in the water system. It proposes a pump-valve combined optimization control method based on minimum resistance control principles. Experimental results demonstrate that this optimization method significantly boosts terminal device valve openings, reduces pump frequency, effectively reduces pipeline resistance and accurately adjusts the flow rate of the terminal branch, the energy consumption of pump can be reduced by 27.63% to 65.19%, having significant energy-saving effect on water pumps, especially when flow demand is lower.

【Keywords】 Pump-valve combined control; Air-conditioning water system; Minimum resistance control; Neural network

0 引言

随着人们对室内环境舒适度的需求不断提高,建筑内暖通空调系统的能耗逐渐上升^[1],而负责运输冷媒,传递冷量的空调水系统就具有较大的节能潜力。由于空调冷冻水系统管网较为复杂,当末端

所需求的设计流量发生改变时,常常会与实际流量不一致,从而出现水力不平衡的现象^[2],这不仅会影响中央空调系统的室内舒适度,还会提高系统的能耗,造成不必要的浪费^[3]。

在空调水系统中将水泵变频调节和末端阀门

作者简介: 林则焯 (1998.12-), 男, 在读硕士研究生, E-mail: 903015198@qq.com

通讯作者: 袁中原 (1983.08-), 男, 博士, 副教授, E-mail: zhongyuan.yuan@home.swjtu.edu.cn

收稿日期: 2023-12-29

开度调节进行结合的泵阀联调方法可以有效降低管网系统的阻力,实现节能^[4]。最小阻力控制法就是通过确保末端阀门中至少有一个是处于全开的状态来调节水泵频率,这样便可以有效降低管网阻力^[5]。有相关研究将最小阻力控制法与变压差控制策略相结合,以末端阀门开度作为水泵压差设定值的依据,根据实时反馈的阀位情况不断调节水泵频率以满足最小阻力控制的要求^[6,7],但这样难以实现快速精准的调节,效率较低。也有学者通过对水泵和各调节阀之间以逻辑程序相互锁定来实现泵阀之间的联动调控^[8],但由于管网中流量和泵阀之间的关系复杂,同样存在调节效率低的问题。

为了在对水系统进行节能的同时又能精确调节各末端支路的流量,本文将最小阻力控制法与神经网络模型相结合,通过神经网络建立水系统管网中关于水泵频率,末端流量和末端设备支路阀门开度的映射模型,基于该模型根据最小阻力控制的原理建立水系统泵阀联调的优化控制方法,以实现在降低管网阻力的同时又能精确调节各末端支路的流量。

1 空调冷冻水系统实验

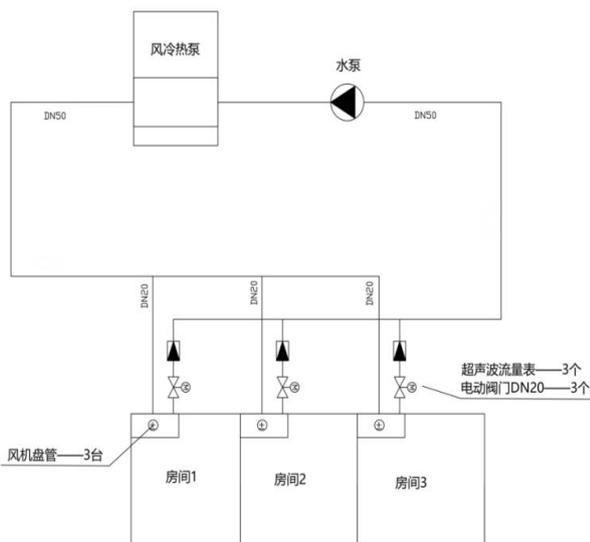


图1 空调冷冻水系统平面图

Fig.1 Plan map of the air-conditioning chilled water system

为了研究空调冷冻水系统的流量特性,本文搭建了中央空调系统实验平台并进行冷冻水系统的泵阀联调实验,该平台由一台风冷热泵主机配置一

台水泵和三台风机盘管末端设备,水系统平面图如图1所示。其中,实验所用水泵型号为威乐PUN-402EH离心管道泵,其额定流量和最大流量分别为3m³/h和6m³/h,额定扬程和最大扬程分别为15m和21m,最大输入功率为0.72kW。水泵配置了EV4300矢量高性能变频器,可进行0-50Hz范围的变频调节以改变水系统总流量,调节精度为1Hz。三个末端用户支路分别在回水管安装调节阀和超声波流量计,用于调节和测量支路流量。

阀门采用DN20的电动V型调节球阀,可在0-100%的范围内进行精度1%的调节,该阀门具有较好的调节性能,可实现等百分比流量特性调节,且具有较高的可调比^[9],实验中可通过自动控制系统调节水泵频率与末端电动阀门开度,并实时采集超声波流量计数据。在本实验系统中,当水泵频率调低于30Hz时,系统流量较低,运行状态不稳定,空调热泵主机容易报警关停。因此在实验研究过程中,变频器设定的水泵下限频率为30Hz。

采用上述中央空调系统实验平台获取实验数据。通过编制程序生成700组随机数作为水泵频率*f*和3个房间支路的末端阀门开度*K*₁,*K*₂,*K*₃的设定值,其中水泵频率*f*的设定范围为30-50Hz,各房间支路的末端阀门开度*K*₁,*K*₂,*K*₃的设定范围均为0-100%。在实验过程中,将水泵频率和各支路的末端阀门开度的值设定为生成的随机数值,测量得到700组不同水泵频率和末端阀门开度组合下的各房间支路流量数据。

2 GWO 优化 BP 神经网络的水系统管网模型

水系统管网的流量,阀门开度与水泵频率之间的关系较为复杂^[10],而神经网络可以很好地协调处理多种输入输出信息关系,实现快速高效的黑箱模型建立。本文选择采用神经网络来构建水系统中阀门、水泵和流量之间的关系映射,通过该神经网络管网模型来建立冷冻水系统泵阀联调运行优化的控制方法。

2.1 BP 神经网络概述

BP (Back Propagation) 神经网络是一种常见的人工神经网络,通过反向传播误差的算法不断地调整网络的权值和阈值,使得网络的输出结果与期望输出结果尽可能匹配^[11]。BP神经网络具有良好的非线性拟合能力,能够处理复杂的非线性问题,

在机器学习、数据挖掘等领域得到了广泛的应用。如图 2 所示, BP 神经网络主要包含输入层、隐含层和输出层。

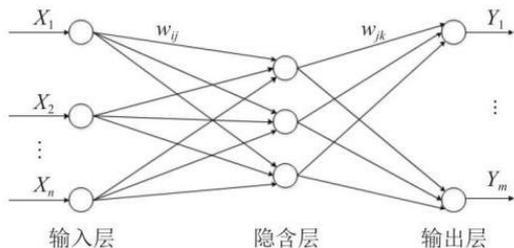


图 2 神经网络结构

Fig.2 Structure of neural network

在 BP 神经网络中,输入层负责接收输入数据,隐藏层负责对输入数据进行处理,输出层则输出网络的最终结果。BP 神经网络的训练过程分为正向传播和反向传播两个阶段。在正向传播过程中,输入数据从输入层传播到隐含层,再传播到输出层,得到网络的输出结果。在反向传播过程中,网络的输出结果与期望输出结果之间的误差被反向传播到隐含层,并对隐含层中的权值和阈值进行调整,以减少误差,经过反复学习训练,最终找到输入输出的映射关系。

2.2 GWO 优化 BP 神经网络

灰狼优化算法 (GWO) 是一种基于自然界灰狼群体行为的启发式优化算法。它模拟了灰狼群体在求解问题时的协作和竞争行为,通过模拟灰狼的觅食行为来优化问题的解。算法的基本思想是将问题的解空间看作是灰狼的生态系统,灰狼的位置代表解的位置,灰狼的适应度代表解的优劣。算法通过模拟灰狼群体中的四种行为 (搜寻、围攻、追逐和逃避) 来更新灰狼的位置,以找到更好的解。灰狼优化算法的优点在于简单易实现、收敛速度较快、对参数的选择不敏感,且能有效避免陷入局部最优^[12]。GWO 算法优化 BP 神经网络模型的流程如图 3 所示。

利用 GWO 对 BP 神经网络的初始阈值和权值进行寻优,在算法不断更新灰狼狼群位置的迭代过程中找到适应度值即模型训练误差最优的解作为 BP 神经网络的初始值正向传播,再根据网络输出误差反向调整权值和阈值。通过 GWO 优化 BP 神经网络,在加快了网络训练速度的同时也提高了网络的性能和精度,使其更好地适应复杂的非线性问题。

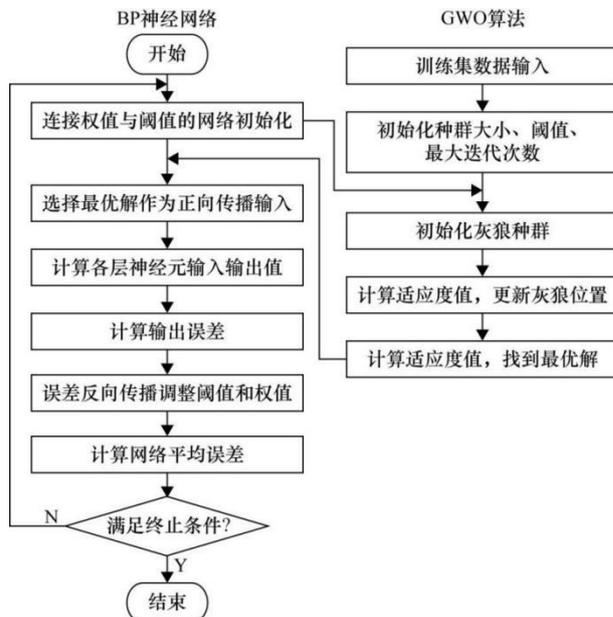


图 3 GWO 优化 BP 神经网络模型流程

Fig.3 The process of GWO optimizes the BP neural network model

2.3 水系统管网模型分析

根据实验所得数据,利用神经网络寻找末端阀门开度、水泵频率和支路流量之间的非线性关系。神经网络的输入层为水泵频率 f , 房间 1 支路流量 Q_1 , 房间 2 支路流量 Q_2 和房间 3 支路流量 Q_3 共 4 个节点,输出层为房间 1 末端阀门开度 K_1 , 房间 2 末端阀门开度 K_2 和房间 3 末端阀门开度 K_3 共 3 个节点,隐藏层节点神经元个数取 10 个,建立的 GWO-BP 神经网络模型结构如图 4 所示。

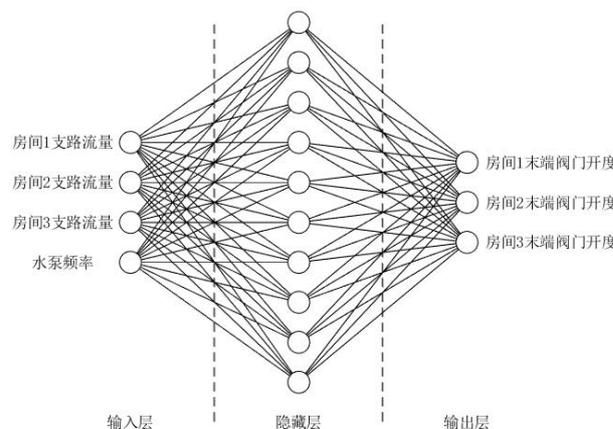


图 4 神经网络管网模型结构

Fig.4 Structure of neural network pipeline model

神经网络的隐藏层神经元采用 logsig 传递函数,输出层神经元采用 purelin 传递函数,学习和和

训练函数采用 LM (Levenberg-Marquardt) 算法的 trainlm 函数, 设置训练次数 1000 次, 训练误差 10^{-5} , 学习率 0.01, 灰狼算法的初始种群规模为 50, 最大迭代次数为 50 次。

模型的预测评价指标采用平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, *MAPE*) 用来表示预测值和真实值之间相对误差的平均值, 均方根误差 (Root Mean Square Error, *RMSE*) 来反映预测结果和真实值之间的偏差, 决定系数 R^2 反映模型拟合效果。*MAPE* 和 *RMSE* 的值越小, 预测结果的精度越高, R^2 的值越接近 1, 模型拟合效果越好。

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{K_P - K_R}{K_R} \right| \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (K_P - K_R)^2} \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (K_R - K_P)^2}{\sum_{i=1}^N (K_R - \overline{K_P})^2} \quad (3)$$

式中: N 为测试集样本个数; K_R 为阀门开度的真实值; K_P 为阀门开度的预测值。

将 700 组实验数据按照 9:1 的比例随机划分训练集和测试集, 630 组数据用于神经网络训练, 70 组测试集数据用于分析该神经网络的预测性能。由于神经网络每次的训练与预测存在一定随机性, 因此将优化前的 BP 网络、灰狼算法优化后的 GWO-BP 网络分别进行 50 次重复训练, 得出不同网络输出结果的平均绝对百分比误差 *MAPE*, 均方根误差 *RMSE* 和决定系数 R^2 的平均值如表 1 所示。

表 1 灰狼算法优化前后的 BP 神经网络模型性能指标

Table 1 Performance index of BP neural network model before and after GWO

评价指标	BP 神经网络	GWO-BP 神经网络
<i>MAPE</i>	0.1023	0.0897
<i>RMSE</i>	7.1273	5.0284
R^2	0.9352	0.9547

经过灰狼算法优化的 GWO-BP 神经网络模型的平均性能指标均小于优化前的 BP 神经网络模型, 说明了优化后的 GWO-BP 神经网络具有更好的预测性能。选取多次训练中预测性能最好的 GWO-BP 神经网络模型保存, 其训练结果如图 5 至图 7 所示。

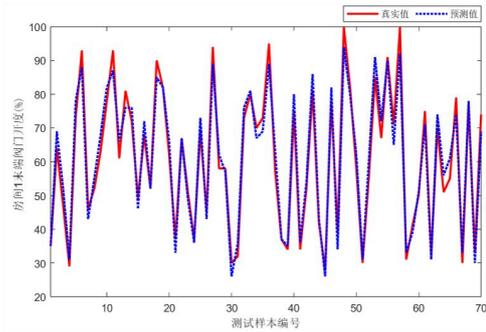


图 5 房间 1 末端阀门开度真实值与预测值对比

Fig.5 The true value of the terminal valve opening and the predicted value of room 1

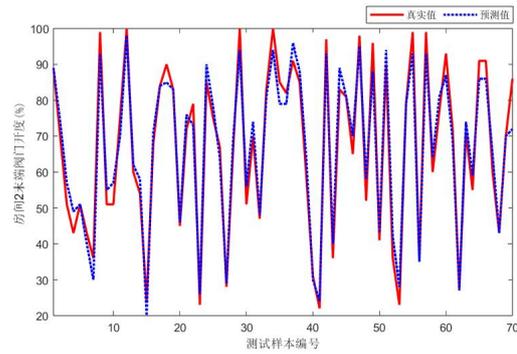


图 6 房间 2 末端阀门开度真实值与预测值对比

Fig.6 The true value of the terminal valve opening and the predicted value of room 2

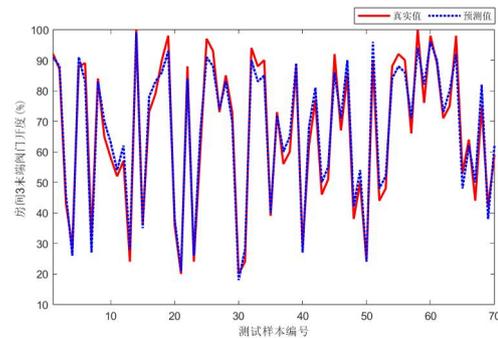


图 7 房间 3 末端阀门开度真实值与预测值对比

Fig.7 The true value of the terminal valve opening and the predicted value of room 3

神经网络的预测值与样本真实值的拟合情况较好。在 70 组测试样本中, 各房间支路末端阀门开度的预测值与真实值的总平均绝对百分比误差 *MAPE* 为 6.08%, 均方根误差 *RMSE* 为 4.1523, 决定系数 R^2 为 0.9613。其中, 各个房间末端阀门开度的预测值与真实值的误差评价指标如表 2 所示。

表 2 各房间末端阀门开度预测误差

Table 2 Prediction error of terminal valve opening for each room

评价指标	房间 1 预测	房间 2 预测	房间 3 预测
	误差	误差	误差
MAPE	0.0581	0.0619	0.0623
RMSE	3.9853	4.6612	4.8306
R ²	0.9641	0.9602	0.9589

由误差指标可知该神经网络模型精度较高, 选取该模型用于空调水系统的泵阀联调优化控制方法。

3 基于神经网络的水系统泵阀联调优化控制方法

基于已建立的 GWO-BP 神经网络管网模型, 本文根据最小阻力控制法的原理, 通过循环迭代的计算程序来计算水系统在设计需求的流量工况下, 末端阀门开度和水泵频率的最优组合, 以实现最小阻力节能运行。

3.1 水系统泵阀联调控制策略

根据水系统的管网特性, 水泵转速越低, 扬程越低, 水系统的总流量也越小; 末端阀门的开度增大, 该支路的阻力减小, 流量增加。为了能使各末端支路的流量达到需求值, 各末端支路的阀门开度就需要随着水泵频率的降低而增大, 其中就存在多种不同的水泵频率与末端阀门开度的组合。根据最小阻力控制的原理, 当管网中的末端阀门开度达到最大值时, 管网的阻力最小, 通过确保阀门开度达到最大值来调节水泵频率, 可以有效降低管网阻力和水系统的运行能耗。因此, 在满足流量需求的前提下, 一定存在一个最优解, 能使得水系统在最小能耗状态下运行^[13]。

由于水泵频率存在设定的下限值 30Hz, 因此可以认为, 在设计流量的工况下, 当众多末端设备支路中的最大阀门开度值 $K_{max} \geq 95\%$ 且水泵频率高于设定下限值, 或者水泵频率达到了设定下限值 30Hz 时所对应的组合解都是最优解^[14]。本文 2.2 节中提出的 GWO-BP 神经网络的末端阀门开度预测模型, 通过输入不同末端需求的流量值以及水泵的设定值来输出不同末端支路的阀门开度, 而基于该神经网络模型, 可以编写循环迭代算法求解满足不同末端需求流量的低能耗运行的水泵频率与末端阀门开度组合。本文的泵阀联调优化控制计算流

程如图 8 所示。

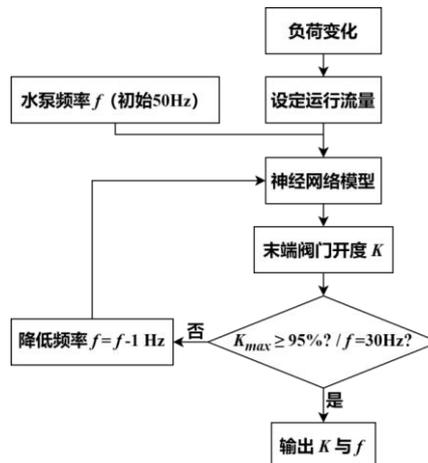


图 8 泵阀联调优化控制计算流程

Fig.8 The calculation process for pump-valve combined optimization control

该优化控制计算的具体流程如下:

(1) 当各房间支路的末端空调负荷发生变化时, 确定各支路对应需求的运行流量, 并设定初始水泵频率 f 为额定值 50Hz;

(2) 将各房间支路需求的运行流量和水泵频率代入已建立的末端阀门开度预测神经网络模型中进行预测, 得出当前设定水泵频率和各房间支路需求的运行流量下对应的各支路末端阀门开度;

(3) 得到模型输出结果后, 判断以下条件是否有一项达到要求: 输出的某个房间支路末端阀门开度达到最大 $K_{max} \geq 95\%$ (即水系统管网阻力已达到最小), 或者此时水泵频率 f 达到下限值 30Hz。若有, 则结束计算程序迭代; 否则, 将水泵频率下降 1Hz, 更新水泵频率并返回第 (2) 步将各房间支路需求流量与更新后的水泵频率代入神经网络模型重新计算输出一组新的各支路末端阀门开度;

(4) 结束程序迭代后, 输出当前计算的水泵频率值 f 和各房间支路末端阀门开度值 K_1, K_2, K_3 , 并将其设定于空调水系统中, 完成对该水系统的泵阀联调优化控制。

该优化控制算法利用了已建立的神经网络模型, 根据计算流程的循环迭代得出的水泵频率与各支路末端阀门开度组合即可在满足各支路需求流量的同时, 让末端阀门开度达到最大值或水泵频率达到设定下限值, 从而降低水系统管网阻力。通过该优化控制方法, 不仅能将空调水系统运行流量调节至需求值, 还能使空调水系统在最小阻力工况下

运行，从而降低水系统的能耗。

3.2 泵阀联调优化控制方法实验研究

为了验证泵阀联调的优化控制方法对空调水系统流量调节的准确性和对水泵的节能效果，针对用于建立 GWO-BP 神经网络模型的中央空调系统实验平台，设计了 5 组流量运行工况，如表 3 所示。

表 3 空调水系统设计流量工况

Table 3 Design flow condition of air-conditioning water system

末端支路	设计流量 (m ³ /h)				
	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组	第 5 组
房间 1	0.7	0.9	0.9	0.9	1
房间 2	0.8	0.9	0.9	0.9	1
房间 3	0.9	0.8	0.9	1	1

根据图 8 的泵阀联调优化控制方法编制程序，在程序计算的过程中，随着水泵频率的不断迭代更新，神经网络模型会输出多组相对应的各房间支路的末端阀门开度。为了更直观地分析在优化迭代过程中各房间支路末端阀门开度随水泵频率的变化

表 4 泵阀联调控制程序优化计算过程

Table 4 Calculation process for optimization of pump-valve combine control program

第 1 组				第 2 组				第 3 组				第 4 组				第 5 组			
K_1	K_2	K_3	f																
39	42	38	50	49	51	42	50	50	53	48	50	52	54	59	50	65	73	63	50
40	42	39	49	50	53	43	49	52	56	51	49	54	56	60	49	68	76	65	49
40	43	40	48	51	55	44	48	54	58	52	48	56	57	62	48	71	80	67	48
41	43	40	47	52	57	45	47	56	60	54	47	60	59	64	47	73	83	69	47
42	43	41	46	54	58	45	46	57	64	57	46	63	61	66	46	77	87	71	46
42	44	43	45	55	60	46	45	59	67	59	45	68	64	68	45	80	92	74	45
43	45	44	44	56	62	47	44	61	70	61	44	71	67	71	44	83	97	77	44
44	46	45	43	58	64	48	43	64	73	63	43	75	70	74	43				
44	47	47	42	59	67	49	42	66	76	65	42	79	73	77	42				
45	48	49	41	61	70	51	41	69	79	67	41	84	76	80	41				
45	49	51	40	64	74	53	40	72	83	70	40	90	79	83	40				
46	51	54	39	67	77	54	39	76	86	73	39	95	83	87	39				
46	53	56	38	70	80	56	38	79	89	76	38								
46	55	59	37	73	84	58	37	83	92	79	37								
47	57	62	36	76	88	60	36	87	96	82	36								
48	59	64	35	80	92	62	35												
48	61	67	34	83	96	64	34												
49	63	69	33																
50	65	72	32																
51	67	74	31																
53	68	75	30																

情况，将计算程序计算得出的每一代的水泵频率与对应的各末端阀门开度值进行绘图分析。各组工况各房间支路阀门开度的优化过程如图 9 所示。

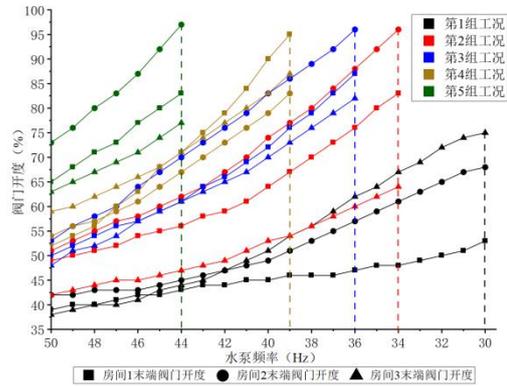


图 9 各组工况优化的末端阀门开度与水泵频率变化

Fig.9 Variation of terminal valve opening and pump frequency optimized for each group

5 组设计工况中泵阀联调优化控制程序在每次迭代计算过程中的水泵频率 f 与对应的末端阀门开度 K_1 、 K_2 、 K_3 的具体数值如表 4 所示。

同时, 将泵阀联调优化控制方法进行优化计算后输出的水泵频率和各支路末端阀门开度值与优化前以初始频率值 50Hz 预测的水泵定频运行时的

末端阀门开度的值进行对比, 5 组设计工况下优化前后的末端阀门开度和水泵频率对比如表 5 所示。

表 5 空调水系统 5 组设计工况的优化对比

Table 5 Optimization comparison of 5 groups of design conditions of air conditioning water system

工况对比	第 1 组		第 2 组		第 3 组		第 4 组		第 5 组	
	优化前	优化后								
K_1	38	53	49	83	50	80	52	95	65	83
K_2	42	68	51	96	53	96	54	82	73	97
K_3	39	75	42	64	48	82	59	87	63	77
f	50	30	50	34	50	36	50	39	50	44

在计算迭代的过程中, 随着水泵频率从 50Hz 起以 1Hz 的步长逐渐下降时, 神经网络输出的各房间支路的末端阀门开度在不断上升, 符合水系统的管网特性。由图 9 以及表 4 可以看出, 第 1 组工况的水泵频率下降到下限值 30Hz 时迭代停止, 而其他 4 组工况均是支路末端阀门开度达到了最大值 $K_{max} \geq 95\%$ 而迭代停止, 根据最小阻力控制的原理, 末端阀门开度达到最大, 此时的管网阻力已达到最小。

通过表 5 的数据对比可以看出, 经过泵阀联调控制方法的优化后, 各组工况的空调水系统各末端阀

门开度相较于优化前都有明显的增加, 说明该泵阀联调的优化控制方法能够有效的减小管网阻力, 同时通过确保末端阀门开度达到最大来调节降低水泵频率实现了水系统的节能。5 组设计工况通过优化计算程序得出的水泵频率和对应的各房间支路阀门开度即为根据最小阻力控制原理得出的最优解。

在中央空调实验平台中, 将水泵频率和各末端阀门开度值调整至优化输出的计算值, 测量水系统各支路的实际运行流量, 比较各工况中各支路的设计流量和实际流量, 结果如表 6 所示。

表 6 空调水系统 5 组设计工况流量对比

Table 6 Flow comparison of design condition of 5 groups of air conditioning water system

工况	房间支路	设计流量 (m ³ /h)	实际流量 (m ³ /h)	相对误差 (%)
1	1	0.7	0.717	2.47
	2	0.8	0.780	2.50
	3	0.9	0.903	0.33
2	1	0.9	0.911	1.22
	2	0.9	0.872	3.11
	3	0.8	0.786	1.75
3	1	0.9	0.889	1.22
	2	0.9	0.923	2.56
	3	0.9	0.872	3.11
4	1	0.9	0.930	3.36
	2	0.9	0.904	0.44
	3	1	1.043	4.30
5	1	1	0.975	2.50
	2	1	0.972	2.81
	3	1	0.973	2.68

由表 6 可知, 在 5 组设计工况的对比结果中, 各房间支路的实际运行流量与设计流量都较为接近, 偏差较小, 各工况中水系统流量最大相对误差为 4.30%, 且总平均相对误差 $MAPE$ 仅为 2.29%, 由此

可知基于神经网络的泵阀联调优化控制方法在本文的中央空调系统实验平台中的流量调节效果良好。

以水泵 50Hz 定频运行为基准, 分析泵阀联调优化控制方法的节能性, 各组工况优化前后的水泵

能耗对比如图 10 所示。

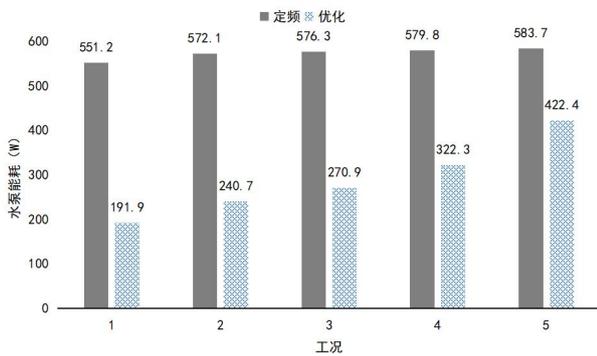


图 10 优化前后水泵能耗对比图

Fig.10 Optimize the comparison diagram of water pump energy consumption before and after

在应用了泵阀联调的优化控制方法对水系统进行优化计算后,可以取得明显的节能效果。在本文的 5 组设计工况中,泵阀联调优化控制方法对水泵运行的节能率分别为 65.19%、57.93%、52.99%、44.41%和 27.63%。可以看出,水系统的流量需求越小,该控制方法的节能效果越明显。

4 结论

本文基于 GWO-BP 神经网络对空调水系统进行泵阀联调优化控制,通过实验数据建立水系统 GWO-BP 神经网络管网模型,对末端设备的阀门开度进行预测,并基于最小阻力控制的原理提出水系统泵阀联调优化控制方法。利用该方法对多组不同的设计工况进行实验,实验结果验证了该优化控制方法对流量调节的有效性与对水泵功耗的节能性,得到以下结论:

(1) 通过实验实测数据建立的水系统 GWO-BP 神经网络管网模型,相较于 GWO 优化前的 BP 神经网络有更好的预测性能,能够有效预测各支路末端的阀门开度,70 组测试集预测结果的 $MAPE$ 为 6.08%, $RMSE$ 为 4.15, R^2 为 0.9613,预测精度较高。

(2) 基于 GWO-BP 神经网络模型,根据最小阻力控制的原理建立的泵阀联调优化控制方法具有良好的流量调节效果。在中央空调冷冻水系统实验中,应用该优化控制方法进行优化计算后的各阀门开度与水泵频率测得的各房间支路运行流量与设计工况的流量误差都在合理范围内。在 5 组设计工况中,各房间支路流量对比的 $MAPE$ 为 2.29%。

(3) 该优化控制方法能够在满足各房间支路运行流量调节效果的同时,减小水系统管网阻力,降低水泵运行能耗,使水系统运行时更加节能。实验中的 5 组设计工况下的节能率为 27.63%~65.19%,且水系统的流量需求越小,节能效果越好。

参考文献:

- [1] 清华大学建筑节能研究中心.中国建筑节能年度发展研究报告 2022(公共建筑专题)[M].北京:中国建筑工业出版社,2022.
- [2] Ashfaq A, Ianakiev A. Investigation of hydraulic imbalance for converting existing boiler based buildings to low temperature district heating[J]. Energy, 2018,160: 200-212.
- [3] 唐志炳,陆王琳,王次成,等.供热管网水力平衡调节技术综述[J].上海节能,2021(10):1128-1133.
- [4] 徐亦波.空调冷热水循环泵变频调速节能控制方法[J].暖通空调,2004,34(9):32-35.
- [5] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modelling and Control[J]. Morgan Kaufmann, 1993: 387-403.
- [6] Moore J B, Fisher S D. Pump differential pressure setpoint reset based on chilled water valve position[J]. ASHRAE Transactions, 2003, 109(1): 373-379.
- [7] 闫唯嘉.变风量空调冷冻水最小阻力控制与节能效果研究[D].西安:西安建筑科技大学,2011.
- [8] 刘亚男,江泽.泵阀联动技术在智慧热网运行调节中的应用案例[J].区域供热,2019,(4):64-69,81.
- [9] Cai Peng, Li Bin, Peng Yunfei, et al. Characteristic Analysis and Experiment of a Flow Distribution Valve[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2137(1).
- [10] 陈文鉴,刘雪峰.基于空调末端设备选型的管网能效分析[J].建筑节能(中英文),2022,50(12):1-8.
- [11] Rundong L, Yuhang Z, Zhengwei L. Leakage Diagnosis of Air Conditioning Water System Networks Based on an Improved BP Neural Network Algorithm[J]. Buildings, 2022, 12(5).
- [12] Tian Y, Yu J, Zhao A. Predictive model of energy consumption for office building by using improved GWO-BP[J]. Energy Reports, 2020, 6.
- [13] 阮芳,何迪文.学生公寓集中空调水系统管网特性研究[J].湘潭大学学报(自然科学版),2023,45(2):98-105.
- [14] 何毅.环普产业园中央空调冷冻水系统控制策略研究及应用[D].西安:西安建筑科技大学,2017.