

DOI: 10.7652/xjtuxb201801018

吸收式制冷机组逆神经网络设定优化

王亚昆, 吴爱国, 董娜

(天津大学电气自动化与信息工程学院, 300072, 天津)

摘要: 针对吸收式制冷机组非线性、难以控制的特点,提出了一种基于逆神经网络模型的设定点优化方案。首先,以 11.5 kW 单效溴化锂吸收式制冷机组为对象,使用人工神经网络方法建立了机组模型,通过对溴冷机制冷原理的分析,建立了系统结构为 5-6-2 的网络模型,该神经网络模型的相关系数大于 0.99 且方均根误差小于 0.2%,与实验数据取得了良好的拟合效果;然后,利用该模型对溴冷机的各个输入参数进行灵敏度分析,并据此选择热水供水温度与冷却水流量作为优化方法的控制输入参数;最后,以冷冻水输出温度作为系统控制输出,对其进行优化计算,并采用改进的粒子群优化算法与逆神经网络相结合的方法,计算制冷机组的最优控制输入参数。通过实验与仿真分析,可知该算法的计算时间在 30 s 以内,低于吸收式制冷机组的稳定时间;溴冷机的目标输出与仿真计算结果间的误差小于 0.02%,表明该方案可以应用于吸收式制冷机组的在线控制。

关键词: 吸收式制冷机;神经网络;粒子群优化;在线评估

中图分类号: TP273;TB651 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)01-0123-06

A Set Point Optimization Method for Absorption Chiller Based on Inverse Neural Network

WANG Yakun, WU Aiguo, DONG Na

(School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In view of the nonlinearity and difficulty in control of absorption chiller, a set point optimization method based on inverse neural network model is proposed. Firstly, taking an 11.5 kW single-effect lithium bromide absorption chiller as the research object, an artificial neural network method is used to establish a model of the unit. Through the analysis of the chiller, a network model with a 5-6-2 structure is established. The correlation coefficient of the neural network model is more than 0.99 and the root mean square error is less than 0.2%, so the experimental data are well fitted. Subsequently, the sensitivity analysis of each input parameter of the chiller is conducted to select the hot water supply temperature and the cooling water flow rate as the control input parameters to be estimated. Finally, as the control output of the system, the chilled water output temperature is optimized. The optimal control input parameters of the chilling system are estimated by combination of an improved particle swarm optimization and the inverse neural network algorithm. Through the analysis of experiment and simulation, the calculation time of this method is within 30 s, which is shorter than the stable time of absorption chiller. Moreover, the error between target output and simulation calculation is less than 0.02%. These results show that the proposed scheme is suitable for online control of absorption chiller.

Keywords: absorption chiller; neural network; particle swarm optimization; online estimation

近年来,建筑节能成为提高社会能源使用效率的重要课题。吸收式制冷机能够利用废热,在降低能耗方面有重要意义,随着气候变化和初级资源消耗上升,使用环境友好型制冷剂的吸收式制冷机获得更高的关注。

Kaynakli 等研究溴化锂制冷系统中内部环境对性能的影响^[1],发现当蒸发器和发生器温度升高时性能提高,当冷凝器和吸收器温度升高时性能下降。Eicker 等开发了太阳能吸收式制冷系统的仿真控制模型^[2],对系统的能源需求与经济成本进行了分析。王永涛等从制冷工质的角度出发,对不同浓度的氨水与溴化锂溶液进行实验对比^[3],得到 NH_3 、 H_2O 、 LiBr 比例为 6:1:3 时系统性能最佳的结论。Chow 等采用神经网络和遗传算法来优化直燃式吸收制冷系统的燃料和电力的使用^[4]。许玉杰等使用 gPROMS 软件平台建立从热水三向阀阀门开度到冷媒水出水温度的溴化锂吸收式冷机模型并采用 PID 方法进行控制^[5]。

大量研究采用机理法建立冷机模型,但机理建模时会用大量假设,造成模型的失真,针对此问题。本文提出了神经网络建模方案。该方案重点在于冷机操作时的实际性能,其主要目的为开发一个实现吸收式冷机所需制冷效果的最优参数选择方法,该方法通过控制几个外部水的输入参数从而实现对吸收式制冷机组的优化设定。为了实现此目标,需要辨识一个基于实验数据的吸收式冷机模型,分析确定对冷机热负荷影响最大的参数,采用一种改进的粒子群算法,通过他们的逆神经网络实现优化。

1 系统概述

1.1 吸收式制冷原理

与传统压缩式制冷技术不同的是,吸收式制冷机的主要部件为发生器、蒸发器、吸收器、冷凝器,同时配合溶液热交换器、溶液泵、节流阀等附属设备共同组成,其利用热能而非机械能来制冷。吸收式制冷机系统流体循环原理如图 1 所示。

吸收式制冷机的工作过程包括两部分:发生器中产生冷剂蒸汽在冷凝器中凝结,经节流后进入蒸发器,在低压下吸热蒸发产生制冷效果;从发生器流出浓溴化锂溶液,经节流冷却,在吸收器中吸收冷剂蒸汽,使制冷过程不断进行。溴化锂溶液吸收冷剂蒸汽后,由溶液泵输送回到发生器。

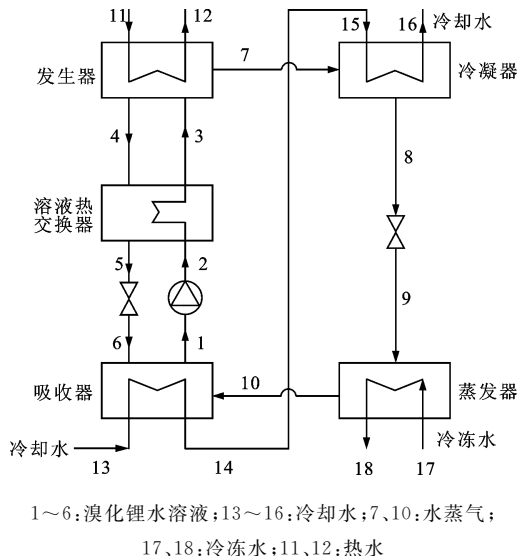


图 1 吸收式制冷机流体循环原理

1.2 数据采集

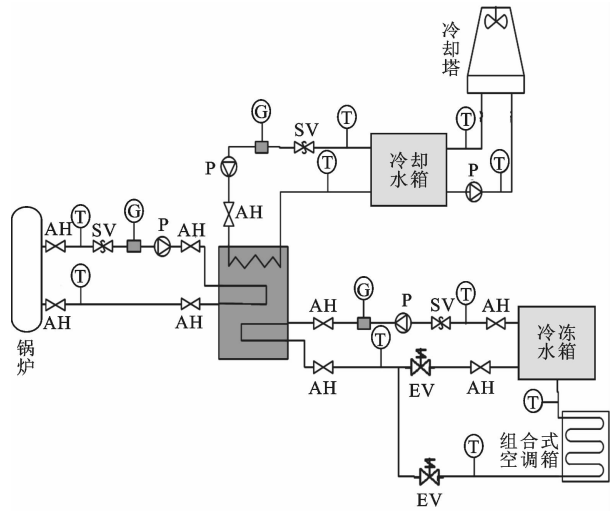
实验使用山东禄禧 RXZ-11.5 单效热水型溴化锂机组,制冷功率为 11.5 kW。采用热水锅炉为冷机提供稳定热源,检测信号包括蒸发器冷冻水进出口温度、流量,发生器热水供回水温度、流量,冷却水进出温度、流量,实验系统如图 2 所示。

实验调节热水与冷却水的输入温度与泵频率,在不同外部水温度与流率下进行数据采集。机组预热 1 h 后开始测取实验数据,每半小时测量一组稳态数据,稳态波动不大于 3%。在每组稳态之间测取 20 组数据,实验反复进行 3 次,获取到样本数为 1 080 的数据集。数据集的参数范围变化区间是:热水供水温度 T_{hi} 为 58.9~79 °C,冷却水供水温度 T_{ci} 为 21.3~33.6 °C,冷冻水进水温度 T_{chi} 为 5.9~18.3 °C,热水流量 F_h 为 2.09~3.48 m³/h,冷却水流量 F_c 为 4.02~5.35 m³/h,热水出水温度 T_{ho} 为 52.2~67.3 °C,冷冻水出水温度 T_{cho} 为 4.3~19.4 °C。

2 建立吸收式冷机模型

2.1 神经网络建模

人工神经网络(ANN)是模拟人脑的数学模型,近年来 ANN 在制冷系统相关研究中有一定应用。田健等将模糊控制与神经网络相结合,采用自组织自学习的策略控制风冷机组^[6]。Rosiek 等通过试验选择合适的输入变量^[7],确定 ANN 模型用于预测太阳能辅助吸收式冷系统的性能。Escobedo 等通过多项式拟合与神经网络相结合的方法评估吸收式制冷



SV:安全阀;P:泵;T:温度变送器;G:流量计;
AH:截止阀;EV:电磁阀

图 2 实验系统图

系统的能效比,取得了优于传统方法的效果^[8]。

本文采用 BP 神经网络的方法,根据机组工作原理,选择外部循环水中的热水供水温度、热水流率、冷却水进水温度、冷却水流率、冷冻水回水温度作为输入。热水回水温度、冷冻水出水温度作为输出,通过试验建立网络结构为 5-6-2 的机组模型,神经网络模型结构如图 3 所示。隐含层与输出层激活函数分别为双曲正切 S 型函数 $\tans$ 、线性函数 purl ,表达式为

$$\tans(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \tag{1}$$

$$\text{purl}(x) = x \tag{2}$$

为了加快网络训练收敛速度,对输入参数进行标准化^[9]。由于 $\tans(x)$ 的值域为 $[-1, 1]$,神经网络训练目标数据需映射到其值域内。激活函数在 $(-1, 1)$ 以外的区域平缓、区分度过小,因此使用式

$$W_{H(j,i)} = \begin{bmatrix} 2.563\ 45 & -3.527\ 04 & 5.427\ 59 & -3.881\ 65 & -7.180\ 8 \\ -5.843\ 21 & 5.664\ 1 & 3.971 & 1.232\ 82 & 1.943\ 8 \\ 0.056\ 7 & -0.216\ 97 & -0.063\ 53 & 0.000\ 755 & -0.003\ 21 \\ 1.373\ 476 & -1.701\ 96 & 1.845\ 19 & -0.842\ 4 & -0.100\ 1 \\ -1.312\ 3 & 1.658\ 48 & -1.884\ 55 & 0.079\ 14 & 0.108\ 8 \\ 0.630\ 3 & 0.891\ 34 & -1.753\ 44 & -0.061\ 88 & 0.572\ 24 \end{bmatrix} \tag{6}$$

$$W_{O(j,k)} = \begin{bmatrix} -0.191\ 38 & 0.002\ 7 \\ 0.150\ 35 & 0.016\ 46 \\ 21.643\ 97 & -26.237\ 8 \\ 30.485\ 3 & 20.717\ 04 \\ 32.987\ 1 & 20.480\ 18 \\ -5.786\ 9 & -0.242\ 25 \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$b_{1(i,j)} = [6.246\ 15 \quad -0.715\ 94 \quad -1.322\ 1$$

(3)将数据集标准化至范围 $(-0.9, 0.9)$,即

$$x_n = \frac{1.8(x - m)}{M - m} - 0.9 \tag{3}$$

式中: x 为原始数据; M 、 m 分别为数据集的最大、最小值。

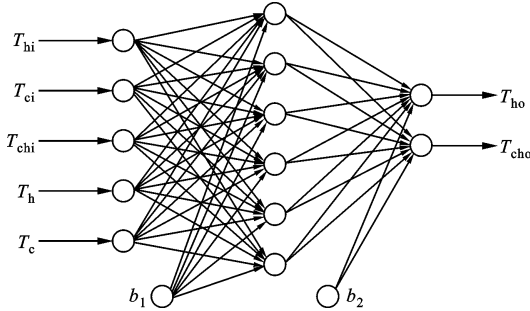


图 3 制冷机组神经网络模型结构图

网络训练采用 Levenberg-Marquardt 法调整权值,均方根误差 E 用于验证网络性能,即

$$E = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [t(i) - t_{\text{net}}(i)]^2 \right)^{1/2} \tag{4}$$

式中: N 为训练集数据个数; t 为目标输出; t_{net} 为网络输出。神经网络的输出为

$$y_{\text{out}(k)} = b_{2(k)} + \sum_{j=1}^J \left(W_{O(k,j)} \cdot \frac{2}{1 + \exp(-2(\sum_{i=1}^I W_{H(j,i)} u_{(i)} + b_{1(j)}))} - 1 \right) \tag{5}$$

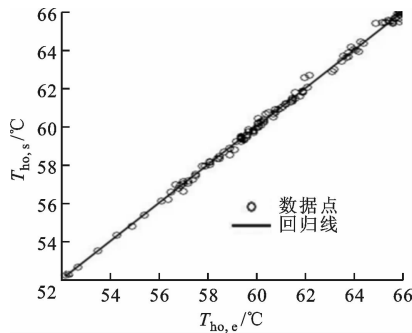
式中: i 、 j 、 k 为输入、隐含、输出层节点,最大值为 5、6、2。 u 为网络输入, W_H 为输入层到隐含层的网络权重, b_1 为隐含层偏置; W_O 为隐含层到输出层的网络权重, b_2 为输出层偏置; y_{out} 为网络输出。在网络构建中,80% 的数据用于神经网络模型的训练,20% 用于测试,冷机神经网络模型的统计学参数为

$$-0.563\ 8 \quad 0.639\ 27 \quad 2.691\ 8] \tag{8}$$

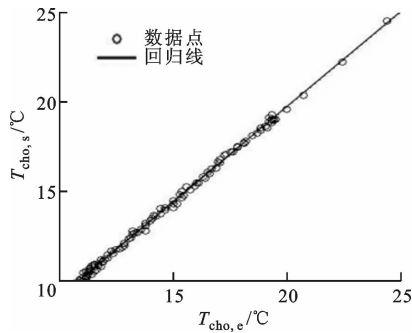
$$b_{2(i,j)} = [22.205\ 5 \quad -22.643\ 3] \tag{9}$$

实验中,制冷机组热水和冷冻水出水温度实测值与神经网络预测值的关系如图 4 所示,图中 $T_{\text{ho,e}}$ 、 $T_{\text{ho,s}}$ 、 $T_{\text{cho,e}}$ 、 $T_{\text{cho,s}}$ 分别为热水和冷冻水出水温度的实测值和仿真值,由图可知实测值与 ANN 模型输出的相关系数大于 0.999,均方根误差小于 0.2%,

说明该 ANN 模型与实际系统有很好的拟合效果。



(a) T_{ho} 回归分析曲线



(b) T_{cho} 回归分析曲线

图 4 热水和冷冻水出水温度实测值与神经网络预测值的关系

2.2 敏感度分析

关于吸收式制冷机组受外部循环水温度流量的影响, Labus 等进行过类似分析^[10], 与本文取得的结论一致: 当热水供水温度升高时冷冻水出水温度降低; 冷却水进水温度或冷冻水进水温度升高时冷冻水出水温度升高。外部水流率对系统输出的作用如图 5 所示, 冷却水流率通过提高制冷能力对系统输出冷冻水温度产生较大影响。

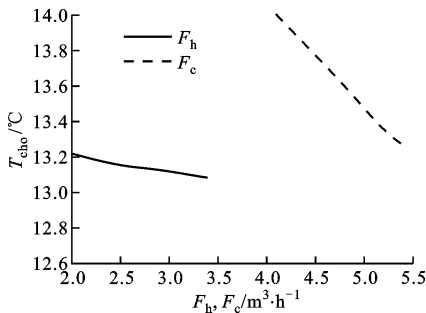


图 5 F_h 、 F_c 对 T_{cho} 的影响

为寻找最优输入操作参数, 冷冻水回水温度作为采集到的系统输入由冷机制冷效果与冷冻水箱换热情况决定, 而冷却水供水温度依赖于冷却塔效率与环境温度、湿度, 难以进行合理的控制。因此, 最

终选择对性能产生重要影响且便于控制的热热水供水温度与冷却水流量进行优化参数设定计算。

3 逆神经网络方法求最优性能

3.1 逆神经网络算法

为了使冷机获得期望输出, 需从外部循环的操作变量中选择恰当的值作为输入。逆神经网络为一个基于模型的方法, 通过在线求解优化方程以获得输入操作变量的取值。选择输入参数 $u(r)$ 来评估期望输出, 式(5)可改写为

$$y_{out(k)} = b_{2(k)} - \sum_{j=1}^J W_{O(k,j)} + \sum_{j=1}^J (2W_{O(k,j)})(1 + \exp(-2(W_{H(j,r)} u(r) + \sum_{i=1}^I W_{H(j)} u + b_{1(j)})))^{-1}, \quad i \neq r \quad (10)$$

$$f(u(r)) = b_{2(k)} - \sum_{j=1}^J W_{O(k,j)} - y_{out(k)} + \sum_{j=1}^J (2W_{O(k,j)})(1 + \exp(-2)W_{H(j,r)} u(r) + \sum_{i=1}^I W_{H(j)} u + b_{1(j)})))^{-1}, \quad i \neq r \quad (11)$$

那么, 通过式(11)最小化至 0, 从而找到最优输入参数 $u(r)$ 。

3.2 改进粒子群算法求最优设定点

所求输入参数可通过无约束非线性函数优化求解优化方程的方法获得, 本文采取 LM 法与粒子群算法相结合的方式(LM-PSO 算法)进行求解。该算法结合 LM 法在接近局部最小时收敛速度快、精度高的优点与粒子群算法在全局快速搜索与收敛的特点, 克服了二者依赖初值与容易陷入局部最优的缺点。

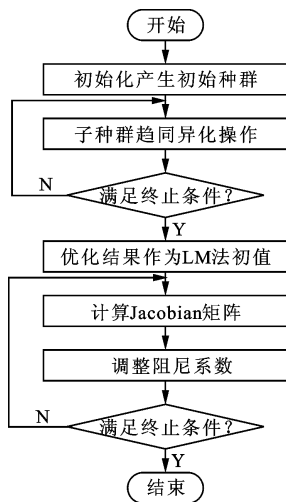


图 6 LM-PSO 算法流程图

使用粒子群算法对目标优化函数求解到一个群体最优解,然后将该结果作为 LM 算法的初值,经过迭代计算求得最优解,即最优控制输入,LM-PSO 算法流程如图 6 所示。

4 实验分析

本文对 2 个方案进行实验研究,目标输出均为冷冻水出水温度,输入操作参数不同。所有参数需在测定数据集范围内,且服从式(7)的优化标准。仿真结果与实验数据误差计算公式为

$$e_{\text{test}} = 100 \times \frac{|T_{\text{cho,e}} - T_{\text{cho,s}}|}{T_{\text{cho,e}}} \tag{12}$$

式中: $T_{\text{cho,e}}$ 为实际值; $T_{\text{cho,s}}$ 为仿真值。

逆神经网络优化方案如图 7 所示。方案 1 中,控制输出为冷冻水输出温度,未知操作控制参数为热水供水温度。

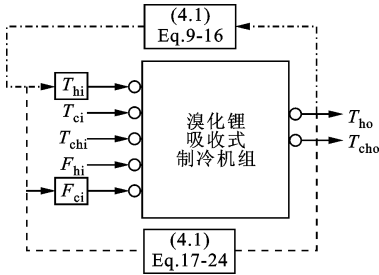


图 7 逆神经网络优化方案

式(7)在方案 1 的情况下只有一个需优化计算的输入操作参数 T_{hi} ,可转化为

表 1 方案 1 的实验数据与仿真对比

数据组	$T_{\text{ci}} / ^\circ\text{C}$	$T_{\text{chi}} / ^\circ\text{C}$	$F_{\text{h}} / \text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$	$F_{\text{c}} / \text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$	$T_{\text{cho,e}} / ^\circ\text{C}$	$T_{\text{hi,s}} / ^\circ\text{C}$	$T_{\text{cho,s}} / ^\circ\text{C}$	$e_{\text{test}} / \%$
1	28.4	13.9	3.41	5.39	11.2	70.2	11.2	0.017
2	28.6	11.6	2.89	4.94	9.2	69.7	9.2	0.003
3	22.1	26.2	2.89	4.97	24.6	61.9	24.6	0.004
4	27.0	23.2	2.86	4.95	19.1	61.5	19.1	0.003
5	22.9	26.1	2.89	4.98	22.3	61.4	22.3	0.002
6	28.6	18.3	2.30	4.01	15.5	65.3	15.5	0.003
7	18.7	26.3	2.91	4.98	25.4	62.6	25.4	0.001
8	28.3	14.8	1.74	4.47	12.4	67.9	12.4	0.015
9	28.5	12.9	2.89	5.41	10.2	70.1	10.2	0.002

异低于 0.05%,其计算时间在 10 s 左右,因此该方案可用于吸收式系统在线控制的设定。

方案 2 的不同在于冷冻水输出温度受热水供水温度与冷却水流量两个操作参数影响,对于有 2 个变量的情况,式(8)变为

$$f(T_{\text{hi}}, F_{\text{c}}) = c_0 + \frac{2W_{\text{O}(2,1)}}{1 + \exp(c_1 - 5.126\ 9T_{\text{hi}} + 14.361\ 6F_{\text{c}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,2)}}{1 + \exp(c_2 + 9.686\ 42T_{\text{hi}} - 3.887\ 6F_{\text{c}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,3)}}{1 + \exp(c_3 - 0.113\ 4T_{\text{hi}} + 0.006\ 42F_{\text{c}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,4)}}{1 + \exp(c_4 - 2.746\ 95T_{\text{hi}} + 0.200\ 2F_{\text{c}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,5)}}{1 + \exp(c_5 + 2.624\ 6T_{\text{hi}} - 0.217\ 6F_{\text{c}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,6)}}{1 + \exp(c_6 - 1.260\ 6T_{\text{hi}} - 1.144\ 48F_{\text{c}})} \tag{14}$$

$$f(T_{\text{hi}}) = c_0 + \frac{2W_{\text{O}(2,1)}}{1 + \exp(c_1 - 5.126\ 9T_{\text{hi}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,2)}}{1 + \exp(c_2 + 9.686\ 42T_{\text{hi}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,3)}}{1 + \exp(c_3 - 0.113\ 4T_{\text{hi}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,4)}}{1 + \exp(c_4 - 2.846\ 95T_{\text{hi}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,5)}}{1 + \exp(c_5 + 2.624\ 6T_{\text{hi}})} + \frac{2W_{\text{O}(2,6)}}{1 + \exp(c_6 - 1.260\ 6T_{\text{hi}})} \tag{13}$$

式中

$$c_0 = b_{2(1)} - \sum_{i=1}^6 W_{\text{O}(1,i)} - T_{\text{hi}}$$
$$c_1 = -2(W_{\text{H}(1,2)}T_{\text{ci}} + W_{\text{H}(1,3)}T_{\text{chi}} + W_{\text{H}(1,4)}F_{\text{hi}} + W_{\text{H}(1,5)}F_{\text{ci}} + b_{1(1)})$$
$$c_2 = -2(W_{\text{H}(2,2)}T_{\text{ci}} + W_{\text{H}(2,3)}T_{\text{chi}} + W_{\text{H}(2,4)}F_{\text{hi}} + W_{\text{H}(2,5)}F_{\text{ci}} + b_{1(2)})$$
$$c_3 = -2(W_{\text{H}(3,2)}T_{\text{ci}} + W_{\text{H}(3,3)}T_{\text{chi}} + W_{\text{H}(3,4)}F_{\text{hi}} + W_{\text{H}(3,5)}F_{\text{ci}} + b_{1(3)})$$
$$c_4 = -2(W_{\text{H}(4,2)}T_{\text{ci}} + W_{\text{H}(4,3)}T_{\text{chi}} + W_{\text{H}(4,4)}F_{\text{hi}} + W_{\text{H}(4,5)}F_{\text{ci}} + b_{1(4)})$$
$$c_5 = -2(W_{\text{H}(5,2)}T_{\text{ci}} + W_{\text{H}(5,3)}T_{\text{chi}} + W_{\text{H}(5,4)}F_{\text{hi}} + W_{\text{H}(5,5)}F_{\text{ci}} + b_{1(5)})$$
$$c_6 = -2(W_{\text{H}(6,2)}T_{\text{ci}} + W_{\text{H}(6,3)}T_{\text{chi}} + W_{\text{H}(6,4)}F_{\text{hi}} + W_{\text{H}(6,5)}F_{\text{ci}} + b_{1(6)})$$

使用实验数据中实际的热水温度验证逆神经网络方法计算的正确性。方案 1 随机抽取的实验测取与神经网络逆评估的 9 组数据对比如表 1 所示。验证表明基于逆神经网络的优化控制与实验数据的差

式中

$$c_0 = b_{2(2)} - \sum_{i=1}^6 W_{O(2,i)} - T_{cho}$$
$$c_1 = -2(W_{H(1,2)} T_{ci} + W_{H(1,3)} T_{chi} + W_{H(1,4)} F_h + b_{1(1)})$$
$$c_2 = -2(W_{H(2,2)} T_{ci} + W_{H(2,3)} T_{chi} + W_{H(2,4)} F_h + b_{1(2)})$$
$$c_3 = -2(W_{H(3,2)} T_{ci} + W_{H(3,3)} T_{chi} + W_{H(3,4)} F_h + b_{1(3)})$$
$$c_4 = -2(W_{H(4,2)} T_{ci} + W_{H(4,3)} T_{chi} + W_{H(4,4)} F_h + b_{1(4)})$$

$$c_5 = -2(W_{H(5,2)} T_{ci} + W_{H(5,3)} T_{chi} + W_{H(5,4)} F_h + b_{1(5)})$$
$$c_6 = -2(W_{H(6,2)} T_{ci} + W_{H(6,3)} T_{chi} + W_{H(6,4)} F_h + b_{1(6)})$$

与方案 1 类似,方案 2 的计算结果与实验结果如表 2 所示,最大误差小于 0.05%。由于需要计算 2 个未知参数,用时延长至 25 s 左右,而吸收式制冷系统稳定时间为 20~30 min,可以忽略不计。因此,逆神经网络方法可用于在线控制。

表 2 方案 2 的实验数据与仿真对比

数据组	$T_{ci}/^{\circ}\text{C}$	$T_{chi}/^{\circ}\text{C}$	$F_h/\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$	$T_{cho,e}/^{\circ}\text{C}$	$T_{hi,s}/^{\circ}\text{C}$	$F_{c,s}/\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$	$T_{cho,s}/^{\circ}\text{C}$	$e_{\text{test}}/\%$
1	28.4	13.9	3.41	11.2	70.1	5.38	11.2	0.009
2	28.6	11.6	2.89	9.2	69.6	4.87	9.2	0.004
3	22.1	26.2	2.89	24.6	61.9	4.87	24.6	0.001
4	27.0	23.2	2.86	19.1	61.5	5.04	19.1	0.002
5	22.9	26.1	2.89	22.3	61.5	4.74	22.3	0.003
6	28.6	18.3	2.30	15.5	65.7	4.67	15.5	0.002
7	18.7	26.3	2.91	25.4	62.7	4.83	25.4	0.004
8	28.3	14.8	1.74	12.4	67.9	4.31	12.4	0.006
9	28.5	12.9	2.89	10.2	70.0	5.32	10.2	0.003

5 结 论

本文建立了一个 11.5 kW 小型溴化锂吸收式制冷机组的神经网络模型。验证了该模型与实验数据有很好的拟合效果,误差低于 0.2%,相关系数接近 1,从而证明神经网络模型的可信度很高。

在此模型基础上,提出了一种采用逆神经网络和改进的粒子群法相结合计算最优设定点的控制策略。在 2 个方案分析中,逆神经网络与优化算法被用于估算,通过敏感度分析选定热水供水温度、冷却水流量这两个未知输入参数。计算结果表明,所需控制输出与仿真计算结果之间的误差小于 0.02%,且控制两个输入变量产生的误差更小。本文算法的计算时间小于 30 s,低于实现稳定操作所需的时间,表明本文算法能够实现对吸收式制冷机组的在线控制。

参考文献:

[1] KAYNAKLI O, KILIC M. Theoretical study on the effect of operating conditions on performance of absorption refrigeration system [J]. Energy Conversion and Management, 2007, 48: 599-607.

[2] EICKER U, PIETRUSCHKA D. Design and performance of solar powered absorption cooling systems in office buildings [J]. Energy and Buildings, 2009, 41: 81-91.

[3] 王永涛, 吴裕远, 禹志强, 等. NH₃-H₂O-LiBr 吸收式制冷机吸收和蒸发性能的实验研究 [J]. 西安交通大

学学报, 2011, 45(3): 40-43.

WANG Yongtao, WU Yuyuan, YU Zhiqiang, et al. Experiment on absorption and evaporation performance of a NH₃-H₂O-LiBr absorption chiller [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(3): 40-43.

[4] CHOW T T, ZHANG Q, LIN Z, et al. Global optimization of absorption chiller system by genetic algorithm and neural network [J]. Energy and Buildings, 2002, 34: 103-109.

[5] 许玉杰, 张士杰, 肖云汉. 单效溴化锂吸收式制冷机动态特性及控制分析 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(s1): 105-112.

XU Yujie, ZHANG Shijie, XIAO Yunhan. Dynamic performance and control system analysis of the single-effect absorption chiller [J]. Proceeding of the CSEE, 2015, 35(s1): 105-112.

[6] 田健, 朱瑞琪, 冯全科. 风冷制冷机组的多变量模糊控制研究 [J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(5): 514-517.

TIAN Jian, ZHU Ruiqi, FENG Quanke. Study on multi variable fuzzy neural control for air cooled refrigeration system [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(5): 514-517.

[7] ROSIEK S, BATLLES F J. Modelling a solar-assisted air-conditioning system installed in CIESOL building using an artificial neural network [J]. Renewable Energy, 2010, 35: 2894-2901.

(下转第 142 页)