

doi:10.11835/j.issn.1674-4764.2014.05.011

# 基站用相变储能机组性能实验及预测模型

罗新波<sup>1</sup>, 张 泉<sup>1</sup>, 孙小琴<sup>1</sup>, 陈晓明<sup>1</sup>, 王加强<sup>1</sup>, 廖曙光<sup>2</sup>

(1. 湖南大学 土木工程学院, 长沙 410082; 2. 长沙麦融高科有限公司, 长沙 410015)

**摘要:**针对相变储能机组换热性能的非线性影响因素,分析了室内外不同环境因素下机组运行工况的性能系数(COP)及蓄/放能特征,并在焓差实验室进行机组性能测试。基于实验数据,建立了不同神经网络结构预测模型,预测机组 COP 及蓄/放能量;通过预测值与实验值结果对比,两者相关系数大于 0.99,平均相对误差小于 2%,平均均方差低于 0.2%。研究表明,神经网络方法可以准确地预测相变机组储放能过程及对应的性能系数。

**关键词:**神经网络;相变储能;储能量;放能量;性能系数(COP)

**中图分类号:**TU111 **文献标志码:**A **文章编号:**1674-4764(2014)05-0066-05

## Performance Experiment and Prediction Model of Latent Heat Storage Unit Used in Telecommunications Base Stations

Luo Xinbo<sup>1</sup>, Zhang Quan<sup>1</sup>, Sun Xiaoqin<sup>1</sup>, Chen Xiaoming<sup>1</sup>, Wang Jiaqiang<sup>1</sup>, Liao Shuguang<sup>2</sup>

(1. College of Civil Engineering, Hunan University, Changsha 410082, P. R. China;

2. Changsha Maxxom Hi-tech Corporation, Changsha 410015, P. R. China)

**Abstract:**energy saving potential of latent heat storage unit was studied(LHSU) by using neural network. Experiments were conducted in an enthalpy difference laboratory to simulate the performance of LHSU. Different neural network structures were built to predict the influence of nonlinear factors including air flow rate, air temperature. Coefficient of performance (COP), energy storage and discharge rates on the unit's operation performance. Results showed that the predictions agreed well with the experimental data with correlation coefficients in the range of 0.99~1.00, mean relative errors below 2% and very low root mean square errors.

**Key words:**neural network; phase change energy storage; energy storage; energy discharge; coefficient of performance.

随着通信业的迅速发展,中国对基站数量需求越来越多,基站耗电量大。据不完全统计,仅中国移动 2009 年耗电就达到 111.4 亿 kW·h,基站耗能已占运营商能耗的一半左右<sup>[1]</sup>,其中空调耗能占基站耗能 30%~50%<sup>[2]</sup>,基站空调系统节能迫在眉睫。李雄

文<sup>[3]</sup>从气流组织角度提出空调下送风方式及出风口朝向通信设备进风口实现节能;李森<sup>[4]</sup>指出在合适的室外气候条件下,通信基站采用新风技术全年可实现节能 30%~50%。为解决新风技术中能量供需不平衡的问题,孙小琴等<sup>[5]</sup>提出相变储能机组,结合室外

收稿日期:2014-01-20

基金项目:国家高技术研究项目 863 计划(2012AA052503);湖南省战略新兴产业科技攻关项目(2012GK4069);湖南省科技厅科技计划重点项目(2013WK2011);长沙科技计划项目(K1403142-11)

作者简介:罗新波(1989-),男,主要从事建筑节能研究,(E-mail)446777208@qq.com。

张泉(通信作者),男,教授,博士生导师,(E-mail)quanzhang@hnu.edu.cn。

新风技术和相变储能技术降低基站制冷能耗,研究发现,采用此项技术机组能效比高达14.04 W/W。

相变储能机组性能的影响因素众多,难以通过数学模型准确预测机组性能。为了方便地分析相变储能机组的节能性,本文采用神经网络预测机组 COP 和蓄/放能量,分析影响机组性能的参数。神经网络具有大规模并行分布式存储、处理及自组织、自适应、自学习的能力,特别适合处理需要同时考虑许多因素和条件的问题<sup>[6]</sup>。众多专家学者针对不同问题进行神经网络建模研究。陈文鼎等<sup>[7]</sup>利用神经网络,以不同时刻的室外气温、太阳辐射以及某时刻供冷时数作为输入准确预测出第二天空调负荷,并分析误差原因及提高精度的方法;魏东等<sup>[8]</sup>采用前向神经网络作为优化反馈控制器稳定控制变风量空调系统,并实时预测出空调区域负荷;Kusiak 等<sup>[9]</sup>采用动态神经网络对 HVAC 系统优化建模,与传统控制策略相比可节能 30%;Gerardo 等<sup>[10]</sup>通过神经网络控制翅片式换热器的换热空气温度,与常规 PI/PID 控制比较,神经网络更容易稳定系统且具有更好的适应性;Qi 等<sup>[11]</sup>分析无填料喷雾冷却塔热质传递,与实验结果相比,神经网络预测结果的绝对平均相对误差为 1.13%,而数值模型计算的误差达到 9.42%;Ermis<sup>[12]</sup>利用神经网络分析管翅式蓄热系统相变传热过程,以传热面积、雷诺数、进口传热流体温度、时间为输入预测蓄热量,与实验数据相比,其绝对平均相对误差为 5.59%,小于数值模型的 14.99%。因此,在非线性和影响因素众多的系统采用神经网络方法研究比传统方法更精确,耗时花费更少。

目前相变储能机组还处在研究阶段,考虑到机组 COP 及蓄/放能量影响因素之间的非线性特性,本文利用 BP 神经网络对相变储能机组 COP 及蓄/放能量进行预测,以空气温湿度、水流量、风量、水温差、功率及时间为输入量,采用三层网络结构,对比隐含层不同神经元的预测输出,以湖南大学焓差台实验的数据对神经网络预测结果进行了对比验证。

## 1 基站用相变储能机组模型

孙小琴等<sup>[5]</sup>研发出一种基站用相变储能机组,该机组由空气冷却器、相变模块、风机、水泵、过滤器、水管以及相应的控制装置组成,其模型如图 1 所示。其运行模式有新风、储能以及放能模式。

基站用相变储能机组新风模式,当室外新风只能够承担基站内空调负荷时,只运行机组风机,经过过滤,把新风送入基站带走站内热负荷;储能模式,当室外新风足够承担站内负荷并有富余时,基站内的冷负荷直接由新风承担,水泵与风机同时开启,并



图 1 基站用相变储能机组模型示意图

对相变模块蓄冷,此时储能模块的蓄能量由能量守恒定律得:

空气侧:

$$Q_s = \rho_a V_a (1.01 + 1.84d) (t_{air-s} - t_{air-in}) \quad (1)$$

$$d = \varphi d_b = 0.622\varphi \frac{p_{q,b}}{p_a - p_{q,b}} \quad (2)$$

水侧:

$$Q_s = \rho_w c_w V_w (t_{w-out} - t_{w-in}) \quad (3)$$

$$Q_{T-s} = \sum_{t=0}^{t=t_{end}} Q_s \quad (4)$$

式中:  $Q_s$ 、 $Q_{T-s}$  分别为模块 5 min 内蓄能量和总蓄能量, kW;  $\rho_a$ 、 $\rho_w$  分别为空气和水的密度,  $\text{kg}/\text{m}^3$ ;  $V_a$ 、 $V_w$  分别为风量和水流量,  $\text{m}^3/\text{s}$ ;  $t_{air-in}$ 、 $t_{air-s}$  分别为新风和送风温度, K;  $\varphi$  为相对湿度, %;  $p_a$ 、 $p_{q,b}$  分别为大气压力和空气的饱和水蒸气分压力, Pa;  $C_w$  为水的比热,  $\text{kJ}/(\text{kg} \cdot \text{K})$ ;  $t_{w-in}$ 、 $t_{w-out}$  分别为进水和出水温度, K;  $t$  为时间, min。

放能模式,当室外新风温度高,不能利用时,由相变模块储存的蓄能量来除去站内的负荷。机组的放能量为

$$Q_d = \rho_w c_w V_w (t_{w-in} - t_{w-out}) \quad (5)$$

$$Q_{T-d} = \sum_{t=0}^{t=t_{end}} Q_d \quad (6)$$

储能和放能时机组的制冷量为

$$Q_r = \rho_a V_a (1.01 + 1.84d) (t_{air-r} - t_{air-s}) \quad (7)$$

式中:  $Q_r$  为机组制冷量, kW;  $t_{air-r}$ 、 $t_{air-s}$  分别为回风和送风温度, K;  $Q_d$ 、 $Q_{T-d}$  分别为模块 5 min 内放能量和总放能量, kW。

相变储能机组 COP 为

$$\text{COP} = \begin{cases} \frac{Q_r}{Q_f} & \text{新风工况} \\ \frac{Q_r}{Q_f + Q_p} & \text{储能模式或放能模式} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $Q_f$  为风机功率, kW;  $Q_p$  为水泵功率, kW。

## 2 焓差台实验模型及实验结果分析

实验数据在湖南大学焓差台实验室获得,其实

验模型如图 2 所示:

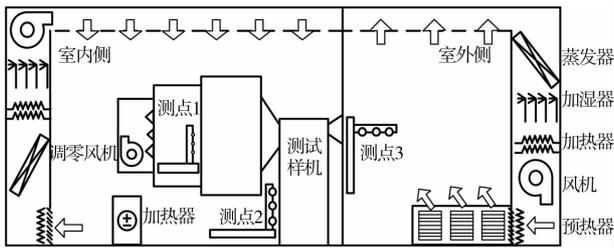


图 2 实验模型示意图

该实验室由两个房间组成,1个是室内侧,用于模拟基站内的温湿度条件,另1个为室外侧,用于模拟户外新风条件。相变储能机组放在室内侧,对其性能进行测试,同时在室内侧放置1个2500W的加热器作为基站内典型的热源。在室内侧和室外侧共设立3个测点,测点1、2、3分别用热电偶测得送风温湿度,回风温湿度以及新风温湿度,用能量计测出水流量和水温,通过测定标准流量喷嘴前后静压差测量风量,每5min记录一组数据,储能模式下记录60组数据,放能模式下为45组数据。该机组的COP以及蓄/放能结果如图3~5所示。

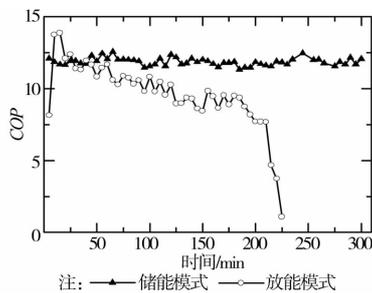


图 3 COP 随时间变化

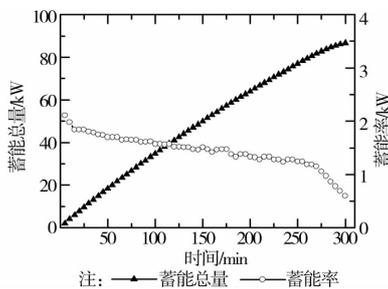


图 4 蓄能量随时间变化

由图3可以看出在储能模式下整合相变机组的COP稳定在12.56,放能模式COP下降的原因在于蓄能量的释放,对于确定的相变模块,其蓄能量有限,但在放能的3h内可以稳定在9.64。由图4可以看出在储能模式下相变储能机组蓄能率在0.5h内蓄能比较快,0.5~4.5h内基本呈线性降低,之后蓄能急剧

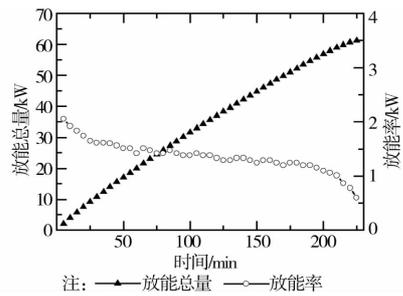


图 5 放能量随时间变化

下降;从图5可以看出在放能模式下机组放能率在0.5h内放能过程比较快,之后较缓;这两图变化原因在于相变储能模块容量有限以及在蓄能、放能传热的过程中模块分别与流体之间的传热温差开始时较大,换热率高,之后温差逐渐减小<sup>[13-14]</sup>。

### 3 神经网络模型及预测分析

在神经网络预测应用中已有众多专家学者实验表明三层BP神经网络结构足以达到精度,而且发现隐含层数越多,误差反向传播的过程计算及编程越复杂,训练时间也急剧增加,训练过程中更容易陷入局部最小误差,同时,网络连接系数矩阵也难以调整到最小误差处<sup>[15]</sup>。因此选择三层网络结构。隐含层神经元数直接影响BP神经网络预测精度,节点数过多,会引起训练时间过长且容易造成神经网络过拟合,而节点数过少,网络学习不完善,训练次数会增加,训练精度也会受到影响,但是目前还没有统一的解析式来确定隐含层节点数,因此,本文在kolmogrov定理<sup>[16]</sup>基础上采用不同节点数即节点数为18、19、20时比较研究。由相变机组模式研究可知,其COP的影响因素主要有新/回风温湿度、水流量、风量、水温差以及功率,而蓄/放能不仅跟上述因素有关而且跟时间有联系,以这些影响参数作为网络的输入,其神经网络模型如图6所示。

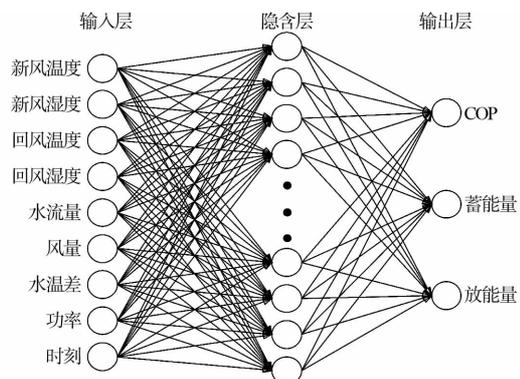


图 6 BP神经网络预测结构图

Mohanraj<sup>[17]</sup>建议随机选取实验数据的70%作为模型训练,余下的用于结果对比,由此储能模式下为40组训练,20组对比,放能模式下30组训练,15组对比。训练采用Levenberg-Marquardt算法,收敛速度快且可以有效防止神经网络训练收敛于局部

最小<sup>[17]</sup>。预测模型的准确度采用均方差(MSE)、平均相对误差(MRE)指标以及线性相关系数(R)来评价。输入层到隐含层以及隐含层到输出层的传递函数分别为sigmoid函数和线性函数。预测误差结果如表1。

表1 不同预测结构误差

| 运行模式 | 预测量 | 神经网络结构 |       |       |        |       |       |        |       |       |
|------|-----|--------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|
|      |     | 9-18-3 |       |       | 9-19-3 |       |       | 9-20-3 |       |       |
|      |     | MSE/%  | MRE/% | R     | MSE/%  | MRE/% | R     | MSE/%  | MRE/% | R     |
| 储能模式 | COP | 0.125  | 0.187 | 0.992 | 0.156  | 0.249 | 0.991 | 0.054  | 0.087 | 0.994 |
|      | 蓄能量 | 0.108  | 1.659 | 0.996 | 0.006  | 0.433 | 0.999 | 0.106  | 1.747 | 0.994 |
| 放能模式 | COP | 0.068  | 0.129 | 0.996 | 0.006  | 0.038 | 0.999 | 0.142  | 0.192 | 0.991 |
|      | 放能量 | 0.092  | 0.912 | 0.996 | 0.072  | 1.452 | 0.996 | 0.007  | 0.502 | 0.999 |

注:  $MSE = \frac{\sum (X-Y)^2}{N}$   $MRE(\%) = \frac{100}{N} \sum \left( \frac{|X-Y|}{X} \right)$  X为期望输出;Y为预测输出;N为样本数。

由表1可知每一种结构的预测精度都能达到要求,平均相对误差小于2%,均方差低于0.2%,有的甚至接近于0,线性系数大于0.99。对于神经网络预测,隐含层单元数根据kolmogrov定理选取可以达到精度,但这3种结构存在差异,储能模式下,预测COP隐含层单元数最好是20,预测蓄能量为19时最佳;放能模式下,预测COP最佳隐含层单元数是19,预测放能量是隐含层单元数为20时最好。分析其差异原因,主要在于两种模式训练数据不一致以及COP与蓄/放能的影响参数之间存在差异。对于相变储能机组来说,利用神经网络可以准确预测出其性能,避免数值模拟中复杂传递函数推导以及由假设、近似等推导过程带来的误差。

## 4 结 论

通过分析室内外不同环境因素下机组运行工况的性能系数(COP)及蓄/放能特征,建立Levenberg-Marquardt训练算法的BP神经网络来预测众多非线性影响因素的相变储能机组的性能,该网络结构输入9个参数,预测出机组的3个性能参数即COP、蓄/放能量,并比较隐含层单元不同时的预测结果,在kolmogrov定理基础上确定的隐含层单元数都能达到精度要求,通过与焓差台的实验数据对比,均方差小于0.2%,平均相对误差小于2%,相关系数大于0.99,结果表明神经网络可以很好地用于相变机组的性能预测。

### 参考文献:

[1] 陈沂. 湿热地区通信基站建筑节能设计策略与技术

[D]. 广州:华南理工大学,2010.

[2] Tu R. Energy performance analysis on telecommunication base station[J]. Energy and Buildings,2011,43: 315-325.

[3] 李雄文. 机房空调合理安装与控制对散热及节能的影响分析[J]. 智能建筑与城市信息,2010(7):20-22.

Li X W. Heat rejection and energy efficiency analysis by reasonable installation and control of air conditioner in plant room [J]. Chinese Journal of Intelligent Building and Urban Information, 2010, 7: 20-22.

[4] 李森. 通风节能系统在电信机房中的应用[J]. 通信技术,2008(8):48-49.

Li S. Application of ventilation energy saving systems in telecommunication plant room[J]. Chinese Journal of Telecommunication Technology, 2008, 8: 48-49.

[5] Sun X Q, Zhang Q, Mario A, et al. A study on the use of phase change materials (PCMs) in combination with a natural cold source for space cooling in telecommunications base stations (TBSs) in China[J]. Applied Energy,2014,117: 95-103.

[6] 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.

Xing G C, Qiang T W. Application of artificial neural network in HVAC systems [J]. Chinese Journal of Technology Information, 2012(28): 100-101.

[7] 陈文鼎,赵哲身. 基于BP神经网络的空调负荷预测[J]. 节能技术, 2010,28(1): 15-17.

Chen W D, Zhao Z S. Air conditioning cool load forecast based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Energy Saving Technology, 2010, 28(1): 15-17.

- [8] 魏东, 支谨, 张明廉. 基于人工神经网络的变风量空调控制系统[J]. 暖通空调, 2005, 35(4): 112-116.  
Wei D, Zhi J, Zhang M L. VAV air conditioning control system based on artificial neural network [J]. Chinese Journal of HV & AC, 2005, 35(4): 112-116.
- [9] Kusiak A, Xu G L. Modeling and optimization of HVAC systems using a dynamic neural network [J]. Energy, 2012, 42: 241-250.
- [10] Diaz G, Sen M, Yang K T, et al. Dynamic prediction and control of heat exchangers using artificial neural networks [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2001, 44: 1671-1679.
- [11] Qi X N, Liu Z Y, Li D D. Numerical simulation of shower cooling tower based on artificial neural network [J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49: 724-732.
- [12] Ermis K, Ereğ A, Dincer L. Heat transfer analysis of phase change process in a finned-tube thermal energy storage system using artificial neural network [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2007, 50: 3163-3175.
- [13] Mosaffa A H, Infante C A Ferreira, et al. Thermal performance of a multiple PCM thermal storage unit for free cooling[J]. Energy Conversion and Management, 2013, 67: 1-7.
- [14] Teggari M, Mezaache E H. Numerical investigation of a PCM heat exchanger for latent cool storage [J]. Energy Procedia, 2013, 36: 1310-1319;
- [15] 朱能, 史学宇, 刘俊杰, 等. 神经网络对空调负荷预测过程的优化研究[J]. 制冷学报, 2002(2): 35-38.  
Zhu N, Shi X Y, Liu J J, et al. Optimization study on air conditioning cool load forecast process by artificial neural network [J]. Chinese Journal of Refrigeration, 2002(2): 35-38.
- [16] 吴杰. 冰蓄冷空调系统负荷预测模型和系统优化控制研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2002.
- [17] Mohanraj M, Jayaraj S, Muraleedharan C. Applications of artificial neural networks for refrigeration, air-conditioning and heat pump systems—A review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2012, 16: 1340-1358.

(编辑 胡玲)

### 欢迎订阅《施工技术》

《施工技术》杂志为国家期刊奖提名奖期刊、中国科技论文核心期刊、中国期刊方阵双百期刊、建设部优秀科技期刊、中国科技期刊精品数据库来源期刊、中文核心期刊、国际建筑数据库收录期刊、中国核心期刊(遴选)数据库收录期刊、美国《剑桥科学文摘》收录期刊、波兰《哥白尼索引》来源期刊、《中国铁路科技文献数据库》收录期刊。本刊创刊于 1958 年, 是国内建设系统唯一的国家级专业科技期刊, 也是建设科技领域率先改为半月刊的中文核心期刊。

特色栏目: 方针政策; 综合述评; 地基与基础; 建筑企业信息化; 隧道工程; 道路与桥梁; 模板与脚手架; 钢结构; 混凝土; 防水技术; 安装工程; 建筑节能; 工程检测、鉴定与加固; 装饰装修; 结构分析与试验研究; 机械化施工; 绿色施工; 测量技术; 标准规范等。

杂志为国际 16 开, 国内外公开发行。各地邮局、本编辑部均可订阅。邮发代号: 2-756, 定价: 15.00 元/本, 全年 360 元。本刊兼营广告, 是展示企业形象的理想舞台。

地址: 北京市西城区德胜门外大街 36 号 A 座 4 层(100120);

电话: (010)57368788(主编), (010)57368789(编辑), 68300059(广告), 68341147(发行);

E-mail: sgjs@cadg.cn;

网址: http://www.shigongjishu.cn;

新浪微博: @施工技术传媒机构; 微信号: shigongjishu