

直膨式空调人工神经网络在线自适应 控制器应用研究

商利斌^{1,2}, 高喜玲¹, 李 剑², 夏宇栋²

(1. 江苏建筑职业技术学院, 江苏 徐州 221116; 2. 香港理工大学, 香港特别行政区)

摘要: 为了解决直接膨胀式空调系统人工神经网络控制器控制范围和精度的问题, 引入在线自适应控制系统; 该控制器的控制能力测试采用直接膨胀式空调系统实验装置进行; 试验结果表明, 基于人工神经网络动态模型的在线自适应控制器进行训练的前提下, 该控制器能够将室内空气的干球和湿球温度控制在一定范围内, 具有较高的控制精度; 该控制器具有一定的实用价值, 对于其他的控制器设计也有一定的借鉴意义。

关键词: 直膨式空调; 在线; 自适应控制; 人工神经网络; 可控制范围

On-line Adaptive Control Application of a Direct Expansion Air Conditioning System Using Artificial Neural Network

Shang Libin^{1,2}, Gao Xiling¹, Li Zhao², Xia Yudong²

(1. Jiangsu Institute of Architectural Technology, Xuzhou 221116, China;

2. The Hong Kong Polytechnic University, Hongkong SAR)

Abstract: To address the issue of limited controllable range of a previously developed artificial neural network (ANN)-based controller for a direct expansion (DX) air conditioning (A/C) system, on-line adaptive control system is introduced. The control ability tests for the controller were carried out using an experimental DX A/C system. The test results showed that the ANN-based on-line adaptive controller developed was able to control indoor air dry-bulb and wet-bulb temperatures both near and away from the operating condition at which an ANN-based dynamic model in the ANN-based on-line adaptive controller was initially trained, with a high control accuracy. The controller has some practical value. Also, it has a certain significance for other controller design.

Keywords: direct expansion; air conditioning; on-line; adaptive control; artificial neural network; controllable range

0 引言

近年来, 直接膨胀式空调系统(下文简称DX A/C系统)已经越来越多的应用于新建建筑中, 尤其是中小型建筑。和通常的水冷机组中央空调相比较, DX A/C系统安装简单、系统节能, 运行维护成本也低。传统DX A/C系统配固定转速压缩机和风扇, 只依靠压缩机启停控制来维护室内温度, 会导致室内空气过冷和湿度不受控制, 从而降低热舒适性, 能源效率低^[1-2]。变频调速技术的发展使得我们可以控制压缩机和风机转速, 从而可以同时调控室内的温度和湿度^[3]。克拉科夫的实验表明, 控制压缩机转速可以控制室内温度, 控制风机转速可以控制室内湿度, 使用PID控制策略可实现同时控制室内温度和湿度。然而, 由于两个回路之间的交叉耦合会导致两个控制回路的瞬态性能特别差^[4]。

为了解决这个问题, 很多人开发了一些更高级的控制策略。比如李正和邓仕铭^[5]开发的直接数字式控制器, 齐琦和邓仕铭^[6]开发得多输入多输出控制策略。这些控制器只能控制模型预期的操作点附近的参数。由于DX A/C系统存在非线

性、多输入输出和耦合的子系统会相互影响等原因, 使得大家一直在寻求更好的控制策略^[7]。

人工神经网络控制系统作为近年来发展迅速的一种控制策略, 被证实能解决一般物理模型不能解决的问题, 例如复杂的非线性、多变量耦合、多输入输出的系统, DX A/C系统正好就属于这一类^[8]。

1 人工神经网络在线自适应控制器的开发

1.1 人工神经网络控制器的开发

设计人工神经网络控制器的时候, 在直接设计人工神经网络控制器的基础上使用了直接逆向控制策略^[9]。该控制器模型包括一个基于实验DX A/C系统的人工神经网络动态模型和一个逆模型。

有两种方法来建立模型: 离线方法称为通用培训, 在线方法称为专门培训。开发人工神经网络控制器有3个步骤: 1) 建立一个基于实验DX A/C系统的人工神经网络模型, 脱机使用普通的训练方法来描述DX A/C系统输入和输出的动态关系; 2) 利用第一步离线训练收集的实验数据对人工神经网络逆模型进行训练; 3) 利用改变DX A/C系统的控制参数和实时获取的数据, 对人工神经网络为基础的逆模型进行专门的训练以获取权重。

1.2 人工神经网络为基础的在线自适应控制器的开发

在线自适应控制器的工作原理见图1(b)。比较图1(a)与图1(b), 开发在线自适应控制器由4个步骤完成, 步骤1)

收稿日期: 2015-01-16; 修回日期: 2015-03-24。

基金项目: 江苏省建设系统科技项目(2013ZD40)。

作者简介: 商利斌(1978-), 男, 湖北武汉市人, 硕士研究生, 香港理工大学访问学者, 主要从事暖通空调控制技术与节能方向的研究。

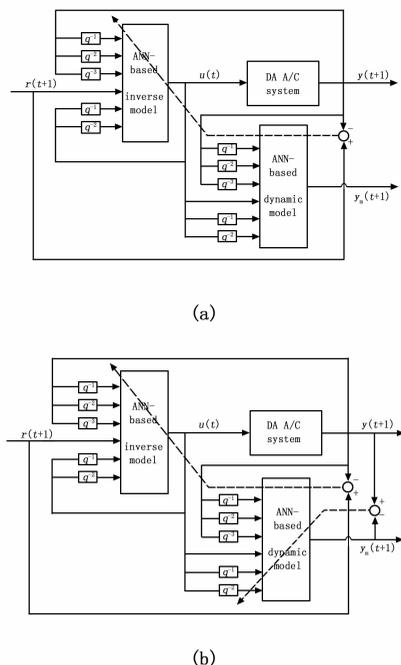


图 1 控制器原理图

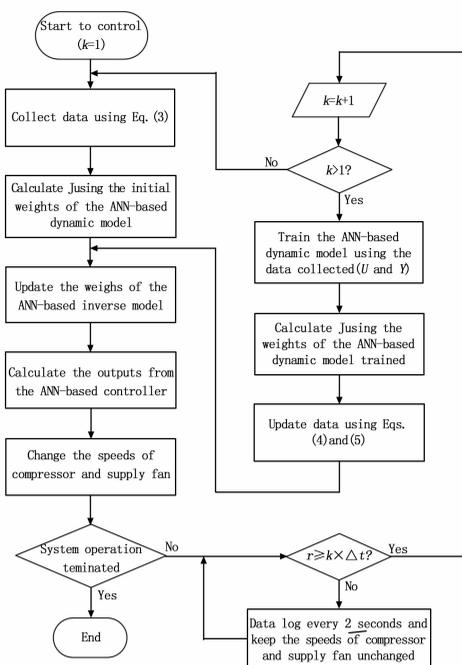


图 2 DX A / C 系统以神经网络为基础的在线自适应控制器流程图

和 2) 同 1.1 是一样的, 后两个步骤分别为: 3) 在线更新使用一般训练方法收集数据形成的 ANN 为基础的动态模型, 用于在线培训的数据不断更新, 当前设置为每 60 秒更新一次, 从而使结果更新为能实时反映 DX A / C 系统的运行性能的人工神经网络为基础的模型。4) 使用前面获得的训练参数对 DX A / C 系统的实时操作参数专门训练, 从而更新人工神经网络为基础的逆模型的权重。由于人工神经网络为基础的动态模型将基于人工神经网络的逆模型进行了更新, 计算控制输出时间采用最新收集的数据进行训练, 人工神经网络为基础的逆模型的更新可以使用该系统上次更新人工神经网络为基础的动态模型进行评估^[10]。这种方式可以适应 DX A / C 系统的实际操作条件的变化。

2 可控制性测试

2.1 实验 DX A/C 系统

实验 DX A/C 系统的原理图如图 3 所示。

实验 DX A/C 系统主要由两部分构成, 即 DX 制冷系统和空气分配系统, 直接膨胀式盘管表面设计空气速度为 2.5 m/s, 系统的额定制冷能力为 9.9 kW, 通过变频调速技术可以使制冷量从额定制冷量的 15% 到 110%。制冷剂为 R22, 总量为 5.3 kg。被测房间的尺寸为 7.6 m (L) × 7.6 m (W) × 2.8 m (H), 房间里面放置有负荷发生器和加湿器。

2.2 可控制性测试的结果

在可控制性测试中, 控制器调节压缩机和风机速度的时间间隔为 60 s。我们从以下 4 个方面对可控制性进行测试: 1) 系统初始测试: 在模拟状态下当系统刚启动时, 由控制器发出命令使得室内空气的温度和湿度确保可以返回到给定值的控制范围内; 2) 调整设定值测试: 当室内空气干球温度和湿球温度的设定值发生变化, 检验控制器能否将室内空气温度和湿度控制到新的设定参数。3) 抗干扰性测试: 当 DX A/C 系统的输出受到冷却负荷干扰, 启用控制器看室内空气干球温度和湿球

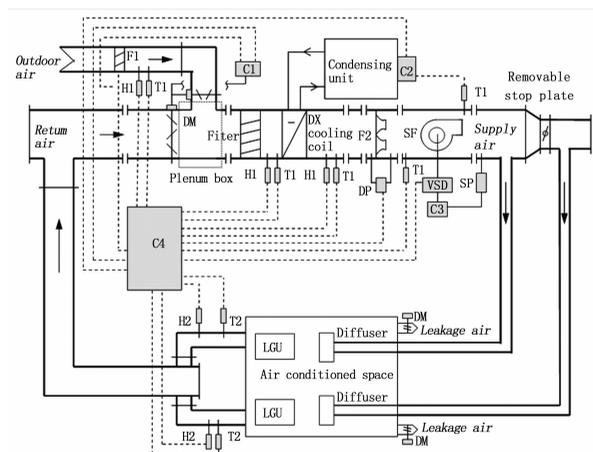


图 3 完整的 DX A/C 实验系统原理图

温度是否还能回到设定值。(4) 设定值改变与抗干扰性测试: 当室内空气干球温度、湿球温度和相对湿度的设定值发生改变, 同时室内显热和潜热负荷也发生改变, 检验控制器能否使室内空气干球和湿球温度回到系统设定值。

2.2.1 系统初始测试

图 4 显示了建立在线自适应控制器的系统初始阶段测试的结果。最初的室内空气温度的设置是夏季户外常见的温湿度 ($T_{db} = 30\text{ }^\circ\text{C}$ 和 $T_{wb} = 27\text{ }^\circ\text{C}$, $RH = 79\%$)。在 300 s 开始测试, 室内空气设置室内空气条件的改变通常采用定位点 ($T_{db} = 24\text{ }^\circ\text{C}$ 和 $T_{wb} = 17\text{ }^\circ\text{C}$), 控制器做出回应, T_{db} 和 T_{wb} 大约在 2220s 达到了新的稳定点, 在测试阶段随后的 2580s 一直稳定, T_{db} 和 T_{wb} 的波动分别在 $0.1\text{ }^\circ\text{C}$ 和 $0.15\text{ }^\circ\text{C}$ 之内。测试结果清楚地表明, 人工神经网络为基础的在线自适应控制器可以从相对高的设定值调控室内空气干球和湿球温度到所需要的参数点, 能

很好地控制 DX A/C 系统有较宽的工作范围。

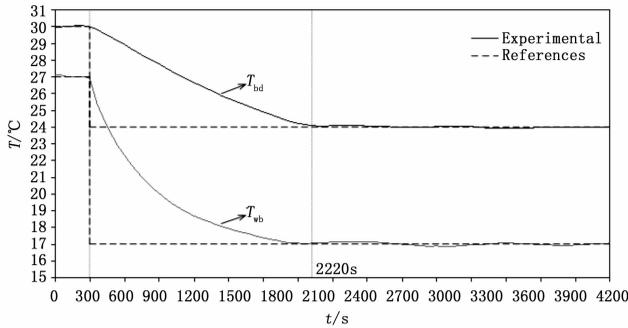


图 4 系统初始阶段测试温湿度变化曲线图

2.2.2 改变设定值测试

图 5 和图 6 显示的是 ANN 在线自适应控制器在调整室内空气温湿度设定之后的工作情况。室内空气的初始设置条件 $T_{db} = 26\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $T_{wb} = 19\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $T_{db} = 21\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $T_{wb} = 14\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。在 300 s 时开始测试，当设定值改变为 $T_{db} = 23\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $T_{wb} = 16\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时，控制器立即调节压缩机和风机速度。 T_{db} 和 T_{wb} 分别在 1 800 s 和 3 000 s 达到新设定值。在两个测试中可以看出， T_{db} 和 T_{wb} 稳定期都能保证温度波动在 $0.2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以内。这表明神经网络在线自适应控制器能够控制室内空气干球温度和湿球温度达到可控范围内的任何设定值。

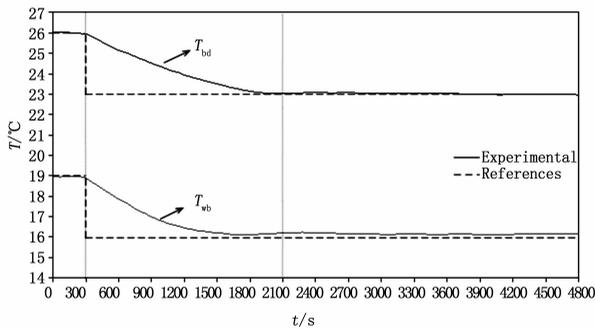


图 5 设定值由高到低系统温湿度变化曲线图

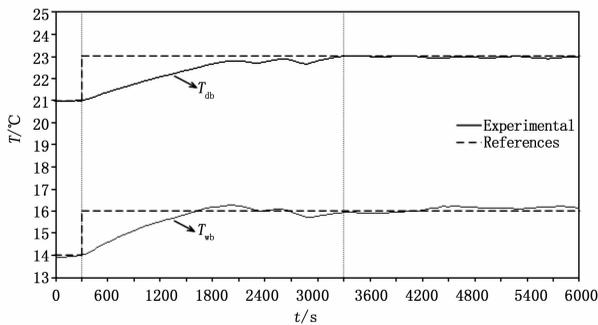


图 6 设定值由低到高系统温湿度变化曲线图

2.2.3 抗干扰测试

在这项测试中，室内空气参数设置为 $T_{db} = 28\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $T_{wb} = 21\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。图 7 给出了神经网络在线自适应控制器抗干扰测试的结果。如图中所示，在 300 s 的时候引入扰动，在 300 s 时开始，房间负荷从 4.6 kW 降到 3.4 kW，同时空间的潜热

负荷从 2.5 kW 到 1.9 kW，在大约 960 s 时，当 T_{db} 下降到 $27.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以下时，控制器开始启用，压缩机和风机开始变速度运行，如图 8 所示，室内空气的干湿球温度在约 540 s 后回到它们各自的设定值并维持稳定到测试结束。 T_{db} 和 T_{wb} 在重新稳定后波动均在 $0.2\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以内。因此，该神经网络在线自适应控制器能够保持室内空气的干球和湿球温度在热负荷发生变化时，自动调节压缩机和风机转速而使得室内温湿度重新达到设定值，实现了在扰动抑制试验中令人满意的控制性能。

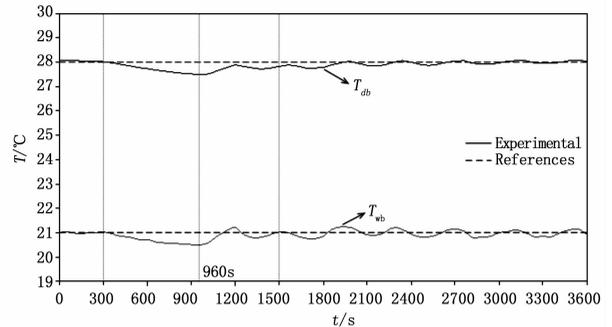


图 7 负荷变化时室内空气干湿球温度和压缩机、风机的速度变化曲线图

2.2.4 变更设定值和变化负荷后的抗干扰测试

图 9 给出的是设定值和负荷同时变化的情况下控制器的工作情况测试。室内空气初始设定值为干球温度 $27\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和湿球温度 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，负荷发生器的负荷输出是显热负荷 15%、潜热负荷为 30%。300 s 的时候，室内空气的设置改变为干球温度 $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和湿球温度 $18\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，负荷发生器的输出也将显热负荷从 15% 降到 10%，潜热负荷从 30% 降至 25%。可以看出，当设定值和负荷发生变化后，控制器立即响应通过同时改变压缩机和风机转速，在约 1 660 s 时 T_{db} 和 T_{wb} 达到新的设定值，并在剩下的测试期间都保持稳定，波动都在 $0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以内。因此，该神经网络在线自适应控制器能够根据室内温湿度设定值的变化和室内热负荷才变化来正常工作，实现控制目标。

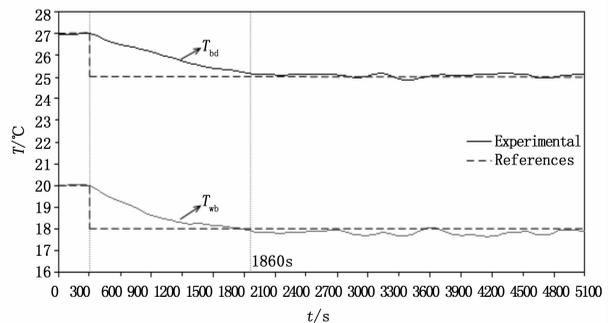


图 8 负荷和设定参数都变化时干湿球温度变化曲线图

3 结束语

本文开发的 DX A / C 系统以神经网络为基础的在线自适应控制器，基于系统辨识，解决了以前开发的人工神经网络控制器的可控范围比较狭窄的问题^[11]。用实验 DX A / C 系统对神经网络为基础的在线自适应控制器进行了可控性测试。初始性能测试，系统到达稳定的时间为 25~30 分钟， T_{db}

和 T_{wb} 的波动分别在 0.1 °C 和 0.15 °C 之内；变设定值与负荷后系统到达稳定时间为 20 分钟， T_{db} 和 T_{wb} 波动都在 0.3 °C 以内。试验结果表明，开发的人工神经网络在线自适应控制器能够以比较高的控制精度，在邻近和远离目标设定值，同时负荷发生变化的情况下，控制室内空气的干球温度和湿球温度都达到要求，响应时间较短。

随着本文设计的控制器的研制成功，证实在线自适应控制可以有效地拓宽人工神经网络控制器的控制范围，对于其他的控制器设计也有一定的借鉴意义。

参考文献：

[1] 张秀玲, 神经网络自适应控制的研究进展及展望 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2002, 1 (5): 10-14.
 [2] Westphalen D. New approach to energy savings for rooftop AC [J]. ASHRAE J, 2004, 46: 38-46.
 [3] Li Z S, Deng M. An experimental study on the inherent operational characteristics of a direct expansion (DX) air conditioning (A/C) unit, Build [J]. Environ, 2007, 42: 1-10.
 [4] 程 慧, 周 斌, 张 蓉, 等. 神经网络自适应控制及其发展应用 [J]. 大众科技, 2010 (5): 4-8.
 [5] Qi Q, Deng S M. Multivariable control-oriented modeling of a di-

rect expansion (DX) air conditioning (A/C) system [J]. Int. J. Refrig, 2008, 31: 841-849.
 [6] Li Z, Deng S M. A DDC-based capacity controller of a direct expansion (DX) air conditioning (A/C) unit for simultaneous indoor air temperature and humidity control - Part I: Control algorithms and preliminary controllability tests [J]. Int. J. Refrig, 2007, 30: 113-123.
 [7] 吴 磊, 李振亮. 一种网络温湿度控制器设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (10): 3165-3167.
 [8] 李 杰. 带干扰的时滞系统的神经网络自适应控制 [D]. 南宁: 广西师范学院, 2012.
 [9] 唐超颖, 王 彪. 基于在线神经网络的自适应控制器的设计与应用 [J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2006, 6 (7): 34-38.
 [10] Khosrowshahi F. Innovation in artificial neural network learning: Learn-On-Demand methodology [J]. Automat Constr, 2011, 20 (8): 1204-1210.
 [11] Hussain M A, Kershenbaum L S. Implementation of an inverse-model-based control strategy using neural networks on a partially simulated exothermic reactor [J]. Chem. Eng. Res. Des, 2000, 78: 299-311.



(上接第 2376 页)

```
TIMSK=0X02; //允许 T/C2 的比较匹配中断
}
/* * * * * * 定时器 1 比较匹配中断服务函数 * * * * */
SIGNAL(TIMER2_COMP_vect) //T/C2 比较匹配中断服务
{
sei();
TCCR2=0b00011000;
if(count2>=Ac[j])
{
j++;
OCR2=AT[j];
count2=0; //计数清零,重新计数
}
else
count2++;
if(AT[j]==0)
TCCR2=0b00011000;
else
TCCR2=0b00011101;
}
```

4 实验结果与分析

在系统中连接好各个线路，接上电源，进行实际验证。经过实验证明，所设计的程序能够使得水平和垂直两个方向上的平台同时运动，并且每隔一个时间段，电机能够改变一次频率；水平方向上，能实现该方向上平台碰到终点处的行程开关，电机停止运动，平台静止；垂直方向上，能实现该方向上的平台升到顶点后，碰到限位开关电机能够改变运动方向，从而下降；并且两个方向上的平台能够同时到达终点，基本能够准确模拟太阳运行轨迹，说明所设计的程序是可行的，非常可靠的。

5 结语

以太阳运动模拟平台为控制对象，Atmega16 为控制器，所设计的程序能够通过输入日期，计算出相应的参数实现对电机的控制，使其在不同时间段进行变频，同时编码器测速形成反馈，也就是进行定期校正，增加了系统的稳定性和精度，经实际检验，该方法具有可行性与可靠性，实现了对太阳运行位置的全面预测和精确演示，同时也解决了相关太阳跟踪实验受时间限制的问题。

参考文献：

[1] 冯黎成, 杨天虎. 太阳能教学实训装置的研发——模拟太阳升降跟踪控制实验系统 [J]. 内蒙古教育 (职教版), 2012 (11): 34-35.
 [2] 王 森, 王保利, 焦翠坪. 太阳能跟踪系统设计 [J]. 电气技术, 2009 (8): 100-103.
 [3] Roth P, Georgiev A, Boudinov H. Cheap Two Axis Sun Following Device [J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46 (7): 1179-1192.
 [4] 马建华, 潘玉良. 基于单片机的太阳跟踪控制系统设计 [J]. 机电工程, 2010, 27 (12): 63-66.
 [5] 廖锦城. 计算机控制双轴太阳跟踪系统及其偏差检测 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2008.
 [6] 汪 源, 王连胜, 宋书建. 低纬度地区太阳运动轨迹的研究 [J]. 科技资讯, 2011, 17: 242-243.
 [7] 汤世松, 舒志兵. 双轴伺服太阳跟踪系统的设计 [J]. 自动化仪表, 2011, 32 (2): 29-51.
 [8] 张善文, 张剑锋, 陈思栋. 太阳光线双轴跟踪装置的机械系统设计 [J]. 机械工程与自动化, 2010 (4): 91-93.
 [9] 杨金焕, 于化丛. 太阳能光伏发电应用技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.
 [10] 肖玉华, 熊和金. 基于 Atmega8 的双轴太阳跟踪器设计 [J]. 电子设计工程, 2010, 18 (3): 46-47.