

# 基于人工神经网络的 变风量空调控制系统

北京航空航天大学 魏 东<sup>☆</sup>

北京建筑工程学院 支 谨

北京航空航天大学 张明廉

**摘要** 研究了变风量空调系统神经网络预测优化控制方法,优化指标考虑了舒适性和耗能量,舒适性指标取 PMV 指标,耗能量包括风机和冷水泵能耗。系统的控制量为送风风速和冷水流量,被控参数为空调区域的温湿度,采用预测滚动优化控制算法训练多层前向神经网络,然后将其作为优化反馈控制器来求解变风量暖通空调系统的优化解,并在运行中实时预测空调区域的负荷。仿真结果表明,采用此方法,在模型环境、负荷参数变化的情况下,既可以达到节能的要求,又可以使空调区域的温湿度保持在舒适范围内。

**关键词** 神经网络 非线性系统 优化反馈控制 变风量空调

## VAV air conditioning control system based on an artificial neural network

By Wei Dong<sup>★</sup>, Zhi Jin and Zhang Minglian

**Abstract** Studies the optimizing control method of artificial neural network prediction. The optimizing indices include comfort index and energy consumption index, the former adopting PMV, and the latter being energy consumption of fans and chilled water pumps. Controlling targets are the supply air velocity and the chilled water flow rate, and the controlled parameters are temperature and humidity in air conditioned zones. Adopting predictive rolling optimization algorithm to train a multi-layer forward neural network, the network acts as an optimizing feedback controller to obtain the optimal solution of VAV air conditioning systems, and the network predicts real-time load of air conditioned zones in operation. Simulation results show that adopting such method can save energy and maintain temperature and humidity in air conditioned zones within comfortable scope under the condition of variable model environment and load parameters.

**Keywords** neural network, nonlinear system, optimizing feedback control, VAV air conditioning system

★ Beihang University, Beijing, China

### 0 引言

变风量 VAV(variable air volume)空调系统是为满足节能的要求而出现的,但是 VAV 系统目前在我国的使用率很低,其中一个重要原因是 VAV 系统空气调节过程及各执行器的运行特性具有高度非线性,使得系统建模困难,且由于外界气候和空调区域内人员的活动变化很大,对系统形成很大的干扰,难以实现稳定控制。这就需要研究

适当的控制手段,以保证系统的节能效果和运行的稳定性。人工神经网络以求得问题的满意解为目标,非常适用于 VAV 空调系统的控制。

☆ 魏东,女,1968 年 1 月生,博士研究生,讲师  
100044 北京西城区展览路 1 号北京建筑工程学院自动化系  
(010) 68322219  
E-mail: weidong\_999@163.com  
收稿日期:2003-12-25  
修回日期:2004-04-13

本文所研究的控制系统的控制目的是使系统既能够满足舒适性的要求,又能够节省能源,主要从以下几个方面入手,着力解决目前 VAV 系统控制中存在的问题:

a) 采用既改变送风温度,又改变送风量的控制方法。

b) 为了使 VAV 控制系统能适应随机环境变化和干扰的影响,采用预测控制滚动优化的思想设计控制方案,控制系统中的预测模型采用前向神经网络对空调区域进行离线辨识获得。为了达到本文所提出的控制要求,预测控制的优化性能指标取耗能量和 PMV 指标之和。

c) 被控对象中含有室内湿负荷和室内冷(热)负荷等无法直接测量的时变参数,它们既受环境因素的影响,也受节假日、上下班等状态因素的影响,与其影响因素之间是一种多变量、强耦合、严重非线性的关系,本文采用附加的神经网络来实时预测此类时变参数。

d) 对于非线性系统来说,优化控制需要精确的对象模型,并要求解非线性方程组<sup>[1]</sup>,本文借助于神经网络的自学习能力和逼近能力来求解 VAV 系统的优化解,神经网络控制器选用 3 层前向网络,利用被控对象实测信息和预测模型的预测结果对神经网络控制器进行在线训练。

## 1 控制系统描述

控制方案框图如图 1 所示,控制系统中使用了

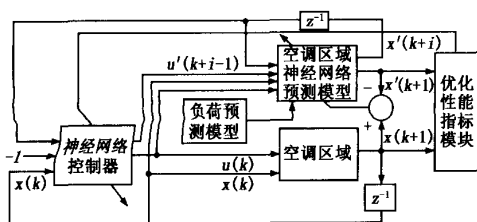


图 1 基于神经网络的 VAV 系统控制框图

3 个前向神经网络,分别用作空调区域预测模型、负荷预测模型和优化反馈控制器。

### 1.1 利用神经网络建立空调房间预测模型

在建立控制系统之前需要离线辨识被控对象,即建立空调区域的预测模型,这里选用 BP 网络实现。

首先需要选取训练样本集,根据空调区域所处地区、建筑物围护结构、可能的人员密度、设备功率和灯具功率以及新风量标准,通过调节各执行机构

的状态,选择所有可能的送风风速、冷水流量和送风空气含湿量,在不同的条件下测量室内温湿度和送风温度。每隔 15 min 进行一次数据采集和预测,建立神经网络训练样本集。在训练神经网络完成动态特性学习期间,要注意神经网络的泛化问题<sup>[2]</sup>,此时需要获取足够多的对象动态数据,这些数据应该覆盖 VAV 系统的全部操作范围。

### 1.2 利用神经网络预测湿负荷和冷负荷

由于预测控制系统在一个采样时间间隔内需要使用预测模型的输出进行滚动优化,一些相关参数只能通过参数预测模型获取,包括室内湿负荷和冷负荷等。

本文采用 3 层前向神经网络作为预测模型,在建筑物所在地区确定后,可选室外围护结构参数、室外气象参数以及室内设备、人员等参数作为神经网络的输入。可以根据办公建筑的功能,估计人员密度、灯具功率密度、设备功率密度和新风量标准。这里采用一个神经网络,同时预测湿负荷和冷负荷,网络输入层节点有 10 个,分别对应于墙地比、窗墙比、人员密度、灯具功率密度、设备功率密度、新风量标准、室内外温度、室内外湿度;输出层节点数有 2 个,分别对应于湿负荷和冷负荷,输出层神经元激活函数取线性函数;隐层神经元有 15 个,其激活函数取  $\text{tansig}(\cdot)$  函数。

室内设计温度取 24~28℃,室内设计相对湿度取 40%~65%;建筑物围护结构选择北京地区典型办公建筑结构,室外气象参数选择北京地区夏季典型气象参数<sup>[5]</sup>;由于无法直接测量负荷,湿负荷和冷负荷值采用文献<sup>[5]</sup>提出的计算方法进行计算,作为样本数据的输出值。通过对各种数据的组合,选取了 3 万多组样本数据,对神经网络进行训练,建立了神经网络负荷预测模型。由于篇幅所限,此处不再赘述。

### 1.3 神经网络预测优化控制算法

优化控制理论中,非线性 MIMO 系统控制可以通过 Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) 方程<sup>[1]</sup>获得一组优化控制量,HJB 方程采用的是优化反馈控制,又称为动态规划 DP(dynamic programming),其求解过程需要进行大量的计算,且需占用大量的存储空间,尤其对于高阶非线性系统而言更是如此,这个问题被称为维数灾问题<sup>[1,3]</sup>。本文采用多层前向网络来得到控制系统的最优反馈控制解。

多层前向神经网络有一个显著的优点,即具有内在的非线性特性,它可以以所期望的精度逼近任意非线性函数<sup>[3]</sup>,因此,可以考虑利用多层前向神经网络来近似求解 DP 问题,此时神经网络作为优化反馈控制器出现,这种控制系统不需要占用过多的计算时间和存储空间,对于非线性 MIMO 系统而言,可以解决用 DP 方法难以解决的优化问题。

### 1.3.1 神经网络反馈控制器结构

考虑变风量非线性系统的数学模型:

$$\begin{aligned} x[k+1] &= f(x[k], u[k]) \\ x[0] &= x_0 \sim P(x_0) \end{aligned} \quad (1)$$

式中  $x[k] \in R^n$  为  $n$  维状态向量,本文取室内温湿度和送风温度作为状态变量; $u[k] \in R^p$  为  $p$  维控制向量,本文取送风量和冷水流量作为控制量; $k=0,1,2,\dots$ ,表示当前时刻; $x_0$  为初始状态值, $P(x_0)$  表示与  $x_0$  相关的概率分布。

设神经网络控制器方程为

$$u(k) = g[x(k), W] \quad (2)$$

式中  $W$  为神经网络控制器的权值阵。控制器采用 3 层前向神经网络,网络输入层有 3 个神经元,输入量分别为室内温湿度和送风温度;输出层有 2 个神经元,输出量分别为送风风速和冷水流量,隐层神经元个数为 5 个。

### 1.3.2 神经网络控制优化性能指标

优化性能指标分为两部分,即舒适性指标和能耗指标。

#### 1.3.2.1 舒适性指标

舒适性指标选用 Fanger 提出的 PMV 指标<sup>[5]</sup>。

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} L(x[k], u[k], k) = \sum_{k=0}^{N-1} \{C_u(E_p + E_t) + C_p[\exp(PMV^2) - 1]\} \quad (6)$$

式中  $N$  为系统的整个控制范围。对于预测控制来说,由于采用的是滚动优化的算法,因此需要在预测时域内进行优化求解。设  $M$  为预测步数,即预测时域,假设该预测时域内的初始时刻为  $t_1$ ,将方程(1)和方程(2)看作是性能指标  $J$  的约束,同时,还需要考虑每次滚动优化状态初始值应和上次

$$J_a = \lambda^T[t_1]\{x'[t_1+M] - x[t_1]\} + \sum_{k=t_1}^{t_1+M-1} L\{x[k+1], u[k], k\} + \sum_{k=t_1}^{t_1+M-1} \lambda^T[k+1]\{f(x[k], u[k]) - x[k+1]\} + \sum_{k=t_1}^{t_1+M-1} q^T[k]\{g(x[k], W) - u[k]\} \quad (7)$$

式中  $\lambda$  和  $q$  为待定的 Lagrange 乘子向量。定义:

本文采用文献[6]中提出的公式推算 PMV 指标。

#### 1.3.2.2 能耗指标

考虑空调系统的机械特性,可以得出被控对象总的能量损耗主要有以下两部分<sup>[4]</sup>:

a) 冷水循环水泵产生的能量损耗  $E_p$ ,它由冷水的流速决定,其数学表达式为

$$E_p = \frac{m_s \Delta t}{24} \quad (3)$$

式中  $m_s$  为冷水流量; $\Delta t$  为冷水供回水温差,一般情况下取 12 °C。

b) 由风机产生的能量损耗  $E_t$ ,由空气的流速决定,其数学表达式为

$$E_t = \frac{m_t p}{\eta} \quad (4)$$

式中  $m_t$  为送风量; $p$  为风机的总压力; $\eta$  为风机的效率。

#### 1.3.2.3 总性能指标

被控对象某一时刻的优化性能指标为

$$J' = C_u(E_p + E_t) + C_p[\exp(PMV^2) - 1] \quad (5)$$

式中  $C_u$  和  $C_p$  分别为耗能量和舒适性在优化指标中的系数,即权重,这两个参数需要根据仿真结果加以修改。这里舒适性指标取指数函数的原因是,在严重不舒适的情况下增加舒适性指标在整个优化性能指标中的权重。

#### 1.3.3 神经网络控制器训练算法

在得到被控对象(即空调区域)的预测模型后,在线训练神经网络控制器以得到优化控制量序列  $u(k), k=0,1,2,\dots$ ,使得性能指标  $J$  达到最小:

滚动优化状态终值相等,即  $x[t_1] = x'[t'_1 + M]$ ,其中  $x[t_1]$  为本次滚动优化状态初始值, $x'[t'_1 + M]$  为上次滚动优化状态终值,当  $t_1=0$  时,有  $x[0] = x_0 \sim P(x_0)$ 。

利用 Lagrange 乘子法,可写出  $k < N-M$  内的增广泛函:

$$\begin{aligned} f(k) &= f\{x[k], u[k]\}, \\ L(k) &= L\{x[k+1], u[k], k\}, \end{aligned}$$

$$g(k, \mathbf{W}) = g\{\mathbf{x}[k], \mathbf{W}\} \quad (8)$$

构造 Hamiltonian 函数:

$$H(k) \triangleq H(\mathbf{x}, \mathbf{r}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{q}, k, \mathbf{W}) \triangleq L(k) + \boldsymbol{\lambda}^T[k+1]f(k) + \mathbf{q}^T[k]g(k, \mathbf{W}) \quad (9)$$

取  $\boldsymbol{\lambda}[t_1+M]=0$ , 则推广性能指标可以写为

$$J_a = \boldsymbol{\lambda}^T[t_1](\mathbf{x}'[t_1+M]) + \sum_{k=t_1}^{t_1+M-1} \{H(k) - \boldsymbol{\lambda}^T[k]\mathbf{x}(k) - \mathbf{q}^T[k]\mathbf{u}[k]\} \quad (10)$$

对于  $k < N-M$  时间范围, 考虑由状态向量、控制向量和神经网络控制器权值(包括阈值)相对

于最优控制和最优状态的变分所引起的性能指标变分:

$$\delta J_a = \sum_{k=t_1}^{t_1+M-1} \left\{ \left( \frac{\partial H(k)}{\partial \mathbf{x}[k]} - \boldsymbol{\lambda}^T[k] \right) \delta \mathbf{x}[k] + \left( \frac{\partial H(k)}{\partial \mathbf{u}[k]} - \mathbf{q}^T[k] \right) \delta \mathbf{u}[k] + \frac{\partial H(k)}{\partial \mathbf{W}} \delta \mathbf{W} \right\} \quad (11)$$

使  $J_a$  为极小的必要条件是:

零。

对于任意的变分  $\delta \mathbf{x}[k]$ ,  $\delta \mathbf{u}[k]$  和  $\delta \mathbf{W}$ ,  $\delta J_a$  等于

由此条件可写出系统动态方程的伴随方程:

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\lambda}^T[k] &= \frac{\partial H(k)}{\partial \mathbf{x}[k]} = \frac{\partial L(k)}{\partial \mathbf{x}[k]} + \boldsymbol{\lambda}^T[k+1] \frac{\partial f(k)}{\partial \mathbf{x}(k)} + \mathbf{q}^T[k] \frac{\partial g(k, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{x}[k]} \\ \mathbf{q}^T[k] &= \frac{\partial H(k)}{\partial \mathbf{u}[k]} = \frac{\partial L(k)}{\partial \mathbf{u}[k]} + \boldsymbol{\lambda}^T[k+1] \frac{\partial f(k)}{\partial \mathbf{u}(k)} \end{aligned} \right\} (k = t_1, t_1+1, \dots, t_1+M-1) \quad (12)$$

优化条件:

$$\sum_{k=t_1}^{t_1+M-1} \frac{\partial H(k)}{\partial \mathbf{W}} = 0 \quad (13)$$

通过上述推导, 可以得出神经网络预测控制器的训练算法, 如下:

a) 初始化控制器神经网络, 将各个连接权值设为  $[-0.5, +0.5]$  之间的随机数; 选定预测时域  $M$  以及权值更新率  $\mu$ 。

b) 在状态空间中根据概率分布  $\mathbf{x}[0] = \mathbf{x}_0 \sim P(\mathbf{x}_0)$  选择状态初值。

c) 设当前时刻为  $k=t_1$ , 按照图 1 结构, 利用

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{q}[k] &= \frac{\partial f(k)}{\partial \mathbf{u}[k]} \boldsymbol{\lambda}[k+1] + \frac{\partial L(k)}{\partial \mathbf{u}[k]} \\ \boldsymbol{\lambda}[k] &= \frac{\partial f(k)}{\partial \mathbf{x}[k]} \boldsymbol{\lambda}[k+1] + \frac{\partial L(k)}{\partial \mathbf{x}[k]} + \frac{\partial g(k, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{x}[k]} \mathbf{q}[k] \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

e) 根据计算出的  $\mathbf{q}[k]$ , 对于  $k=t_1+M-1, \dots, t_1+2, t_1+1, t_1$ , 通过下式修正神经网络控制器的权值, 其中  $\mathbf{W}$  是权值阵,  $\mu$  是权值更新率:

$$\left. \begin{aligned} \Delta \mathbf{W} &= -\mu \sum_{k=t_1}^{t_1+M-1} \frac{\partial g(k, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{q}[k] \\ \mathbf{W} &= \mathbf{W} + \Delta \mathbf{W} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

f) 重复 d)~e) 步操作, 不断修改神经网络的权值, 直至  $\Delta \mathbf{W}=0$ 。

g)  $t_1=t_1+1$ , 重复 c)~f) 操作, 分别计算出以后各个时刻控制量的值, 直至控制过程结束。

### 1.3.4 预测时域的选择

预测控制的最主要特征表现在滚动优化, 因此

被控对象神经网络模型得出  $k+1$  时刻的状态变量  $\mathbf{x}[k+1]$  的值, 并用控制器神经网络推算出控制量值  $\mathbf{u}[k]$ , 然后利用空调区域预测模型和控制器神经网络推算出从  $t_1+1$  时刻到  $t_1+M-1$  时刻(即  $k=t_1+1, t_1+2, \dots, t_1+M-1$ ) 的状态变量值和控制量值, 并将所计算出的数据保存起来。注意在推算过程中要实时预测负荷参数。

d) 设置  $\boldsymbol{\lambda}[t_1+M]=0$ , 对于  $k=t_1+M-1, \dots, t_1+2, t_1+1, t_1$ , 利用 c) 计算出的状态变量值和控制量值, 从后向前分别计算出 Lagrange 乘子向量  $\mathbf{q}(k)$  和  $\boldsymbol{\lambda}(k)$ :

在整个控制算法中, 预测时域  $N$  的取法非常重要,  $N$  表示预测的步数。预测时域如果选得过小, 快速性会有所提高, 但系统稳定性和鲁棒性会变差; 如果选得过大, 其鲁棒性会提升, 但动态响应变慢。因此在实际应用中需要折中考虑, 可以根据被控对象的动态特性以及干扰信号的周期, 先确定一个初步的预测时域, 需要覆盖对象的全部暂态过程, 然后在调试过程中加以修改。

## 2 控制系统仿真研究

本文在 Matlab 环境下采用上述控制方案对变风量控制系统进行了仿真研究, 被控对象选用文献 [4] 中给出的某单区域变风量系统的模型。

图2中的单区域变风量系统由热湿处理设备、

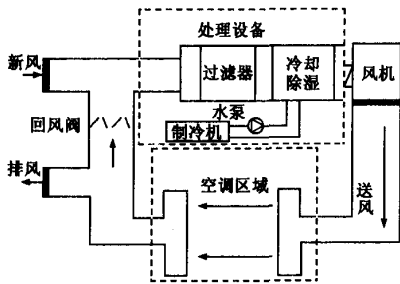


图2 单区域变风量空调系统模型

风机、空调房间、制冷设备、风道、风阀等组成,其工作过程为:首先将经过处理的新风、回风的混合风送入风道,混合风中新风占 25%,回风占 75%,经过过滤、冷却、除湿后,由送风机送入室内。这里利用冷水循环水泵使冷水流经表面冷却器得到所需要的冷量。控制目的是在能耗最小的情况下使室内温湿度符合舒适性要求,对象的状态变量有 3 个,分别为室内温度  $t_3$ 、室内湿度  $W_3$  和送风温度  $t_2$ ,控制量有 2 个,分别为送风风速  $f$  和冷水流量  $m_s$ 。

系统的数学模型如下:

$$\left. \begin{aligned} \dot{t}_3 &= \frac{60v}{V_s}(t_2 - t_3) - \frac{60h_{fg}v}{c_p V_s}(W_2 - W_3) + \frac{1}{0.25c_p V_s}(Q_0 - h_{fg}M_0) \\ \dot{W}_3 &= \frac{60v}{V_s}(W_2 - W_3) + \frac{M_0}{\rho V_s} \\ \dot{t}_2 &= \frac{60v}{V_{he}}(t_2 - t_3) - \frac{0.25 \times 60v}{V_{he}}(t_0 - t_3) - \frac{60vh_w}{c_p V_{he}}[(0.25W_0 + 0.75W_3) - W_2] - \frac{6000m_s}{\rho c_p V_{he}} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

上述被控对象模型包括空调房间模型方程、冷水管路模型方程和送风系统模型方程,模型中各参数的意义如下: $v$  为送风速度,  $h_w$  为液态水焓值,  $t_0$  为室外温度,  $h_{fg}$  为水蒸气焓值,  $V_{he}$  为换热器容积,  $V_s$  为房间体积,  $f$  为送风风速,  $W_0$  为室外空气含湿量,  $W_2$  为送风空气含湿量,  $M_0$  为房间湿负荷,  $Q_0$  为房间湿热负荷,  $c_p$  为空气比定压热容,  $\rho$  为空气密度,  $m_s$  为冷水流量。在计算过程中需要用到的房间围护结构和设备参数取值以及模型成立的条件见文献[4]。由于有被控对象的数学模型,因此模型预测参数可直接从数学模型得出。在开环控制时,系统发散,因此无法确定对象的暂态过程,所以这里采用实验的方法,根据仿真结果不断修改预测时域,最后确定的预测时域为 6 步,采样时间间隔为 15 min。

对于该空调区域,从 6:00 到 22:00 对空调系统进行控制,在此过程中假设负荷随外在环境不断变化,仿真结果如图 3,4 所示。从曲线变化趋势来看,在工作时段内房间温度维持在 24.5~26.5℃ 之间,相对湿度保持在 52%~60%之间,属于舒适范围。由于优化性能指标中含有能耗指标,因此温度和湿度会随环境参数的变化自动调整,在负荷较大的情况下温度会高一些,这说明该控制系统既能够满足舒适性要求,又可以减少能耗,且能克服干扰和不确定性的影响,具有较好的鲁棒性。

### 3 结论

本文将 PMV 指标和能耗指标共同作为优化

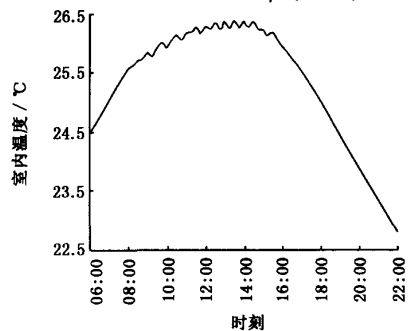


图3 室内温度控制仿真结果

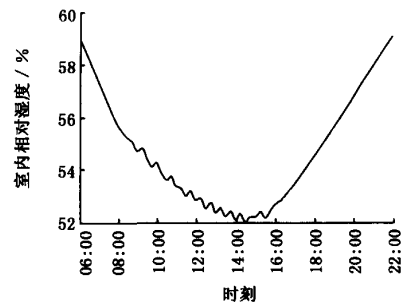


图4 室内空气相对湿度控制仿真结果

性能指标,协调考虑两者的关系,利用神经网络的自学习、自适应能力来处理对象的非线性和不确定性,建立了一种适用于变风量非线性 MIMO 系统的控制算法,将人工神经网络、预测控制和非线性优化算法结合起来,神经网络作为非线性反馈控制器来优化系统的性能,以克服动态规划算法的维数灾问题,并利用多步预测克服各种不确定性和复杂

(下转第 59 页)

口温差与蒸发器有着相似的变化曲线。因此可用相同的原理进行解释,这里不再赘述。

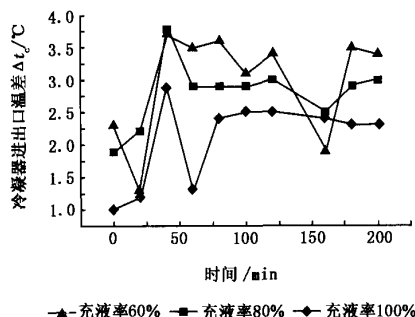


图6 不同充液率条件下冷凝器进出口温差变化曲线

### 3 结论与展望

样机为分体式热管热回收装置,热管的设计有所创新,没有采用普通圆管形式,而采用了对板翅式换热器进行封闭的形式,避免了传统热管因肋片与管子接触不良而影响换热的情况,同时简化了设计。

热管热回收效率与诸多因素有关,笔者只考虑室内外温差,其他因素如风速等还有待进一步研究。

不同的充液率对热管传热效果影响明显,实验表明,充液率为80%时传热效果最好。对充液率影响的理论分析还有待研究。

实际热管启动的最小温差还需进行进一步实验和理论探究。

(上接第116页)

变化的影响,设计出适用于VAV系统的预测优化控制方法。为了更好地反映环境变化对控制系统的影响,还采用了附加的神经网络来实时预测空调负荷。仿真结果表明,在系统参数随外在环境不断变化的情况下,控制系统能够克服干扰和不确定性因素的影响,实现了能耗指标和舒适性指标的优化控制。在系统仿真成功的情况下,下一步的工作将对一个实际的空调房间实施控制,目前试验条件已经具备。

### 参考文献

- 1 Bryson A E. Dynamic Optimization. Menlo Park, CA: Addison-Wesley-Longman, 1999
- 2 魏东,马瑞平,张明廉,等. 神经网络控制系统设计及泛化问题研究. 电子与信息学报,2003,25(增刊):44-51

### 参考文献

- 1 Dunn P, Reay D A. Heat Pipes. 3rd ed. New York: Pergamon Press, 1982
- 2 鱼剑琳,张华,王宜义,等. 热管换热器在房间空调器上的应用. 西安交通大学学报,1996,30(10):64-69
- 3 钱伯章. 热管换热器的发展应用. 化工机械,1996(5):295-302
- 4 陈振乾,施明恒. 热管热回收空调系统的研究. 建筑热能通风空调,2000,19(4):9-11
- 5 敖永安,谢忠奎,李志新. 热管式空调系统的节能分析. 沈阳建筑工程学院学报,1998,14(3):270-273
- 6 刘凤田,黄祥奎. 空调用分体热虹吸热管冷回收装置的试验研究. 暖通空调,1994,24(4):25-27
- 7 Bbudaiwi I M, Adbou A A. Energy and thermal performance of heat pipe/cooling coil systems in hot-humid climates. Int J of Energy Research. 2000, 24: 901-915
- 8 Faghri A. Heat Pipe Science and Technology. Washington D C: Taylor&Francis, 1995
- 9 林宗虎,陈立勋. 锅内过程. 西安:西安交通大学出版社,1990
- 10 Chi S W. Heat Pipe Theory and Practice: A Source Book (Series in Thermal and Fluids Engineering). Washington D C: Hemisphere Pub Corp, 1976
- 11 Azad F, Gibbs B M. Analysis of air-to-water heat pipe heat exchanger. Journal of Heat Recovery System, 1985, 7:351-358
- 3 Seong C, Widrow B. Neural dynamic optimization for control systems—Part II, theory. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 2001, 31(4):490-501
- 4 Carlos R G, Miguel V R. Decoupled control of temperature and relative humidity using a variable-air-volume HVAC system and non-interacting control. In: Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications. Mexico City, 2001. 1147-1151
- 5 薛殿华. 空气调节. 北京:清华大学出版社,1991
- 6 张锦松,刘安田,谭靖. PMV 图算法探讨. 暖通空调,2002,32(1):37-39
- 7 舒迪前. 预测控制系统及其应用. 北京:机械工业出版社,1996