基于神经网络预测控制的VAV系统优化控制研究

针对变风量空调系统具有非线性和难以建立准确模型的问题，将神经网络与预测控制结合，采用了预测滚动优化控制算法训练多层前向神经网络，并将其作为优化反馈控制器来求解变风量空调系统的风量最优解。仿真结果表明，房间温度能够稳定在设定值，风量能跟随室温的变化调整，在加入扰动的情况下，系统表现出较好的稳定性和抗干扰性，实现了对房间温度的优化控制。

赵　丹　张九根／南京工业大学建筑智能化研究所

赵　丹／硕士研究生

关键词／Keywords
神经网络·
预测控制·
优化反馈·
变风量空调·

0　引言

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系统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[1-3]。

本文所研究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[4-6]：

1）采用既改变送风温度，又改变送风量的控制方法。

2）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。

3）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、强耦合及严重非线性的关系[3]，本文采用神经网络来预测此类时变参数。

4）对于非线性系统来说，优化控制需要准确的对象模型，并需要求解非线性方程组[1]。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对神经网络控制器进行离线训练。

1　神经网络预测VAV控制系统

在压力无关型的空调系统中，为了克服VAV空调系统末端的干扰，保证风量的跟随性，一般采用串级的形式进行控制。该控制方式分内外两个控制回路，外环为温度环，通过温差计算出设定风量，再经过内环即风量环，调节进入空调系统区域的风量。内外环控制器均选用神经网络预测控制器，预测控制器不但可以提高风量设定值的跟随性能，而且可以消除静压对风量的影响，提高了控制准确度。

1.1　优化性能指标

（1）外环预测控制目标函数

温度环的控制目的是计算出能够使区域温度达到设定温度的风量，所以外环的预测控制目标是使温度误差最小。外环预测控制目标函数为

$$L_o[k]=\frac{1}{2}\sum_{k=t_1}^{t_1+M_o-1}(T_o[k]-T_{o,set}[k])^2 \quad (1)$$

式中，M_o为预测时域；t_1为预测时域的初始时刻；$T_o[k]$为第k个采样周期的空调区

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

域温度；$T_{o,set}[k]$为第k个采样周期的空调区域温度设定值。

（2）内环预测控制目标函数

内环为风量环，控制目标是使风量误差最小。内环预测控制目标函数为

$$L_i[k]=\frac{1}{2}\sum_{k=t_1}^{t_1+M_i-1}(V_i[k]-T_{i,set}[k])^2 \qquad (2)$$

式中，M_i为预测时域；t_1为预测时域的初始时刻；$V_i[k]$为第k个采样周期的风量；$V_{i,set}[k]$为第k个采样周期的风量设定值。

1.2 内外环神经网络控制器

外环神经网络控制器如图1所示。控制器神经网络的输入节点数为5个，隐层节点数为7个，输出为风量设定值，神经网络控制器隐层神经元传递函数为tansig；输出需要限制在[0,1]范围内，因此输出层采用激励函数logsig。

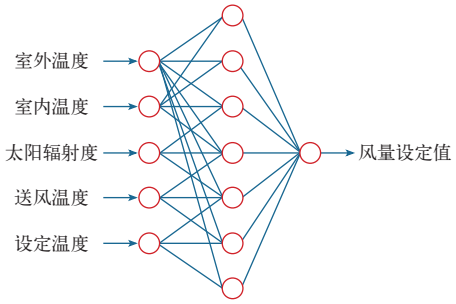

图1　外环神经网络控制器结构图

内环神经网络控制器如图2所示。控制器神经网络的输入节点数为3个，隐层节点数为5个，输出为风阀开度。神经网络控制器隐层神经元传递函数为tansig；输出层采用激励函数logsig。

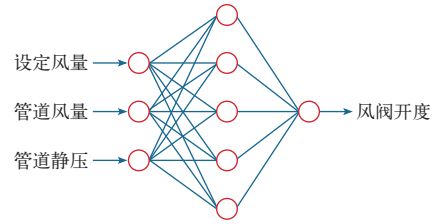

图2　内环神经网络控制器结构图

1.3 神经网络预测控制寻优算法

神经网络预测模型控制寻优过程如图3所示。

图3中$x[k]$为k时刻（采样周期）空调系统区域

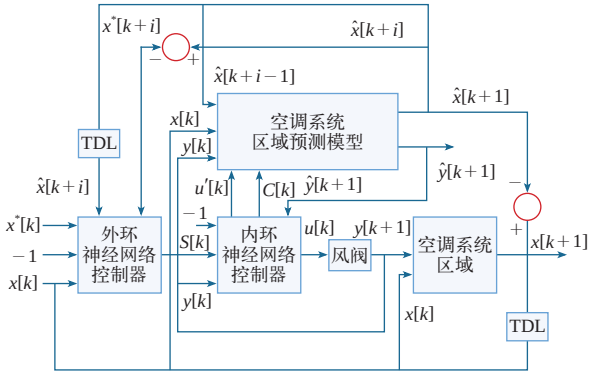

图3　神经网络预测模型控制寻优原理图

的状态变量参数，即室内温度；$\hat{x}[k+1]$为$k+1$时刻预测模型输出的室内预测温度；x^*是温度设定值；$S[k]$为k时刻风量设定值；$y[k]$为k时刻内环状态变量参数，即风量；$C[k]$为内环神经网络预测控制器计算出的k时刻末端风阀开度；$u[k]$是内环控制器寻优结束后k时刻的控制输出，即寻优得到的末端风阀开度；$\hat{y}[k+1]$为风阀预测模型输出的$k+1$时刻预测风量。

（1）内环寻优算法

1）初始化内环和外环神经网络预测控制器的连接权值W_i和W_o，设预测时域$M_i=3$，$M_o=6$，权值更新率$\mu=0.05$，采样周期为60 s。

2）将$x[t_1]$、x^*和-1作用于外环预测控制器，得到$S[t_1]$。

3）将$S[t_1]$、$y[t_1]$和-1作用于内环预测控制器，得到$C[t_1]$。

4）将$C[t_1]$作用于空调系统房间预测模型，得到预测风量$\hat{y}[t_1+1]$。

5）i是否小于M_i，是则转至步骤3）。

6）保存结果，令$\lambda_i[k+M_i]=0$，从后向前计算$\lambda_i[k]$和$q_i[k]$。

7）根据$q_i[k]$，修正内环神经网络预测控制器的权值$W_i=W_i+\Delta W_i$。

8）不断修改权值，直至$\Delta W_i<0.001$。

（2）外环寻优算法

1）将$S[t_1]$（或$s'[t_1]$）、$y[t_1]$（或$\hat{y}'[t_1]$）和-1作用于寻优后的内环预测控制器，得到$u'[t_1]$。

2）将$u'[t_1]$和$x[t_1]$作用于空调系统房间预测模型，得到$\hat{x}[t_1+1]$，$\hat{y}'[t_1+1]$。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

3）将$\hat{x}[t_1+1]$，x^*和－1作用于外环预测控制器，得到$s'[t_1+1]$。

4）进行内环寻优。

5）i是否小于M_o，是则转至步骤1）。

6）保存结果，令$\lambda_o[k+M_o]=0$，从后向前计算$\lambda_o[k]$和$q_o[k]$。

7）根据$q_o[k]$，修正外环神经网络预测控制器的权值$W_o=W_o+\Delta W_o$。

8）不断修改末端外环神经网络预测控制器的权值，直至$\Delta W_o<0.001$。

$$\lambda_i[k]=\frac{\partial L_i(k)^T}{\partial y[k]}+\lambda_i[k+1]\frac{\partial f(k)^T}{\partial y[k]}+q_i[k]\frac{\partial g_i(k,W_i)^T}{\partial y[k]} \quad (3)$$

$$q_i[k]=\frac{\partial L_i(k)^T}{\partial C[k]}+\lambda_i[k+1]\frac{\partial f(k)^T}{\partial C[k]} \quad (4)$$

$$\Delta W_i=-\mu_i\sum_{k=t_1}^{t_1+M_i-1}\frac{\partial g_i(k,W_i)^T}{\partial W_i}q_i[k] \quad (5)$$

$$\lambda_o[k]=\frac{\partial L_o(k)^T}{\partial x[k]}+\lambda_o[k+1]\frac{\partial f(k)^T}{\partial x[k]}+q_o[k]\frac{\partial g_o(k,W_o)^T}{\partial x[k]} \quad (6)$$

$$q_o[k]=\frac{\partial L_o(k)^T}{\partial u[k]}+\lambda_o[k+1]\frac{\partial f(k)^T}{\partial u[k]} \quad (7)$$

$$\Delta W_o=-\mu_o\sum_{k=t_1}^{t_1+M_o-1}\frac{\partial g_o(k,W_o)^T}{\partial W_o}q_o[k] \quad (8)$$

式中，$f(k)$为空调系统区域预测模型；$g_i(k,W_i)$，$g_o(k,W_o)$分别为内环和外环神经网络预测控制器方程。

在外环寻优结束后，将$x[t_1]$和x^*输入外环神经网络预测控制器，再将得到的$S[t_1]$和$y[t_1]$输入末端内环神经网络预测控制器，将输出$u[t_1]$直接作用于末端风阀；下一个采样周期到时重复上述操作，分别计算出以后各个时刻控制量的值，直至控制过程结束。

2 控制系统仿真

在Matlab中对控制系统进行仿真，设定初始环境温度为30 ℃，温度设定值为25 ℃，仿真时间为6 000 s，为了检验控制系统对干扰的处理效果，在3 500 s时加入一个幅值为1 ℃的扰动，仿真结果如图4～图6所示。

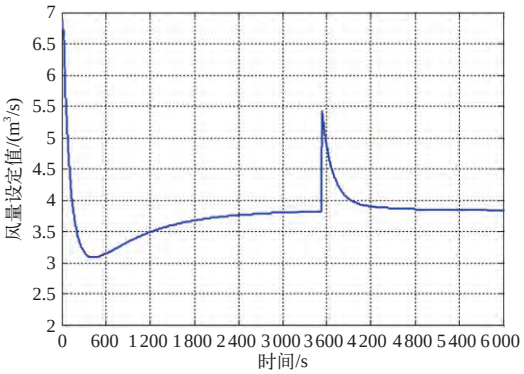

图4 风量设定值曲线

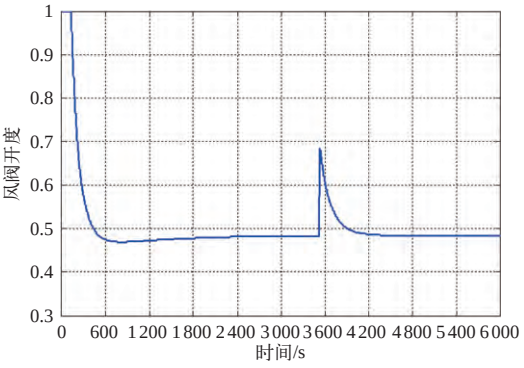

图5 风阀开度曲线

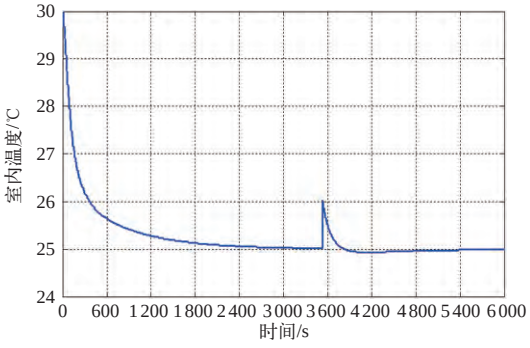

图6 空调房间温度曲线

图4为外环神经网络预测控制器输出的风量设定值曲线。从仿真结果可知，风量设定值在开始时为6.89 m^3/s，并较快地下降，在434 s达到最小风量3.08 m^3/s，随后开始缓慢提升，在3 000 s后稳定在3.79 m^3/s左右。3 500 s加入扰动后，风量设定值能根据温度的变化进行调整，风量设定值先跃升至5.42 m^3/s然后回落，并能很快到达稳定状态，4 800 s后稳定在3.84 m^3/s。可见外环控制器能跟随室温的变化及时改变风量设定值，起到了优化送风量的作用，而且风量设定值总体变化趋势平稳，没有大幅波动。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

图5为内环神经网络预测控制器输出的风阀开度曲线。根据仿真得到的数据发现，风阀开度在仿真前125 s一直处于最大开度，即1（100%）；125 s之后开始逐渐减小开度，818 s降至最低0.47，随后小幅上升，至2 400 s后稳定在0.48。加入扰动后，风阀开度增至0.68，随即不断减小，并很快恢复至扰动前的0.48，可见内环控制器的稳定性良好。

内环控制器的输入参数包括外环控制器输出的风量设定值，因此风阀开度曲线的总体走势和风量设定值的走势相似，但又不完全相同。因为风阀作为执行器，其开度直接影响了实际风量大小，故而变化幅度不会很大；而且由于风阀开度是有上限的，因此尽管风量设定值可以很大，但是风阀开度最多只能为100%。

图6为采用神经网络预测控制的空调系统房间温度仿真曲线。仿真初始，温度下降的速率比较快，从30 ℃下降到25.65 ℃用时600 s，1 400 s后温度降至25.21 ℃，温度响应没有超调，但是调节时间很长，直到3 000 s左右稳定在25.02 ℃。加入扰动后，温度骤升到26 ℃后逐渐下降，约600 s后恢复平稳，并出现了轻微超调，超调量约为1.4%，温度最低降至24.93 ℃后缓慢回升，最终稳定在24.99 ℃，可见控制器的准确度和稳定性很好。

从仿真结果可以看出：控制系统对室温的控制具有较好的稳定性和准确度，对扰动具有明显的抵抗能力，能满足对室温的控制要求；系统几乎没有超调，稳态误差也很小，在0.02 ℃之内；温度变化趋势平滑，没有振荡现象，能满足舒适性要求；不足的是，系统的调节时间约有1 500 s，进入稳定状态需要较长的过渡时间，但考虑到房间温度能很快接近设定值，过渡时间内温度的变化量很小，在0.3 ℃之内，对空调系统控制效果的影响不大。

3 结束语

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。将神经网络和预测控制算法结合起来，以神经网络作为非线性反馈控制器来优化系统的性能，并利用多步预测克服各种不确定性和复杂变化的影响，设计出适用于VAV系统的预测优化控制方法。仿真结果表明，控制系统能够克服干扰和不确定性因素的影响，实现了对房间温度的优化控制，温度响应曲线无超调，稳态误差小，表现出良好的控制效果。

参考文献

[1] 邱秀君，姚加飞，等．神经网络预测控制在变风量空调系统中的应用[J]．低压电器，2009，17(1)：21-23．

[2] 韩大威．变风量空调技术应用分析[J]．智能建筑与城市信息，2011(3)：71-74．

[3] 叶大法，杨国荣．变风量空调系统设计[M]．北京：中国建筑工业出版社，2002．

[4] 赵相彬，赵哲身，孙怡佳．VAV空调系统的变静压控制方法研究与展望[J]．智能建筑，2005，14(2)：12-16．

[5] 李克欣，等．变风量空调系统的VPT控制法及其应用[J]．暖通空调，1999，32(3)：7-10．

[6] 戴斌文，狄洪发，江亿．变风量空调系统风机总风量控制方法[J]．暖通空调，1999，29(3)：1-6．

[7] 魏东．基于预测策略的神经网络非线性控制及应用[D]．北京：北京航空航天大学，2006．

[8] 丁宝苍．预测控制的理论与方法[M]．北京：机械工业出版社，2008．

（收稿日期：2015－04－29）EA

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net