

文章编号:1671-6833(2008)03-0073-03

预测控制在中央空调净化系统中的应用

周洪煜, 陈晓煜, 徐春霞

(重庆大学 动力工程学院, 重庆 400030)

摘 要: 针对常规 PID 控制在非线性、大惯性系统中存在滞后、精度低等弱点, 构建了神经网络与预测算法相结合的控制系统. 采用预控算法, 充分利用预测控制的滚动优化和反馈校正的特性, 采用神经网络建立系统的动态模型作为预测控制器的预测模型, 实现了对大滞后系统的自适应控制, 具有实时控制和预测性能, 有效地提高了控制精度和可靠性, 增强了稳定性. 现场运行结果表明, 在空气净化器系统中使用该方法效果良好, 易于推广.

关键词: 神经网络; 预测控制; 空气净化器; 中央空调

中图分类号: TH 873.7

文献标识码: A

0 引言

中央空调由于管道较长, 测量点与出风口距离很远, 因此滞后现象严重, 且存在较大的非线性, 是一种典型的大滞后、非线性慢时变系统, 此外在系统运行过程中, 各种各样非常复杂的干扰给运行稳定性增加了很多困难^[1]. 目前过程控制中应用比较普遍的 PID 算法本身并不具备克服滞后影响的能力, 将它用于大时延的过程对象, 无论是在稳定性还是在响应速度上都难以达到较好的性能指标; Smith 预估控制从理论上较好地解决了纯滞后系统的控制问题, 但由于不能获得实际系统的精确数学模型, 使得该方法很难得到实际应用^[2-5].

针对这些问题, 笔者采用了预测控制算法充分利用了预测控制的滚动优化和反馈校正的特性. 利用神经网络建立起的系统的动态模型, 作为预测控制器的预测模型, 不需要对被控对象进行精确的辨识, 能够实现对大滞后系统的自适应控制. 实际控制结果表明, 该控制器具有良好的适应性, 有效补偿了系统的滞后特性, 能取得较为满意的控制效果.

1 单变量神经网络预测控制算法

同一般的预测控制一样, 神经网络预测控制也包括预测模型、反馈校正和性能指标函数三部

分. 预测模型由 BP 神经网络实现, 表达式详述为:

$$y(k) = \varphi \left\{ \sum_{j=1}^h w_j \cdot f_j \cdot [v_j(k)] + b \right\} \quad (1)$$

$$v_j(k) = \sum_{i=1}^m w_{i,j} u(k-i) + \sum_{j=1}^n w_{m+i,j} y(k-j) + b_j \quad (2)$$

$$y_m(k+d) = \varphi \left\{ \sum_{j=1}^h w_j \cdot f_j \cdot [v_j(k+d)] + b \right\} \quad (3)$$

$$v_j(k+d) = \sum_{i=1}^m w_{i,j} u(k+d-i) + \sum_{j=1}^n w_{m+i,j} y(k+d-j) + b_j \quad (4)$$

式中: $\varphi(\cdot)$ 为输出层节点的激发函数; w_j 为第 j 个隐节点到输出点的连结权值; $f_j(\cdot)$ 为隐层第 j 个节点的激发函数; v_j 为第 j 个隐节点的输出; $w_{i,j}$ 为第 i 个输入节点到第 j 个隐节点的连结权值; b_j 为第 j 个隐节点的阈值; b 为输出节点的阈值; h 为隐节点的个数.

神经网络预测控制算法中的性能指标取为:

$$J = \sum_{d=N_1}^{N_2} [y_r(k+d) - y_p(k+d)]^2 + \sum_{d=0}^{N_u-1} \lambda(d) [\Delta u(k+d)]^2 \quad (5)$$

$$y_r(k+d) = \alpha y_r(k+d-1) + (1-\alpha) R \quad (6)$$

式中: N_1 为最小预测时域; N_2 为最大预测时域; N_u 为控制时域; y_r 为参考值; y_p 为考虑模型误差

收稿日期: 2008-05-26; 修订日期: 2008-07-07

基金项目: 重庆市建委资助项目(城科学 2003 节(30)号)

作者简介: 周洪煜(1954-), 男, 山东泗水人, 重庆大学副教授, 主要从事热工自动化智能控制系统的研究.

和实际过程中随机扰动影响校正后的预测输出; λ 为加权系数; Δu 为控制增量; R 为系统给定值; $0 < \alpha < 1$ 为柔化因子。 J 的最小值采用“梯度下降法”调整权值:

$$w_{i,j}(k+1) = w_{i,j}(k) + \eta[y_r(k+d) - y(k+d)] \times \frac{\partial J}{\partial \text{net}_j(k)} \times \frac{\partial y(k+d)}{\partial u(k)} \quad (7)$$

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \eta[y_r(k+d) - y(k+d)] \cdot \frac{\partial J}{\partial \text{net}_j(k)} \cdot w_{i,j}(k+1) \cdot \frac{\partial J}{\partial \text{net}_{j-1}(k)} \cdot \frac{\partial y(k+d)}{\partial u(k)} \quad (8)$$

经过有限次学习之后, $y_u(k)$ 能准确地逼近 $y(k)$,所以可以用输出预测模型输出 $\frac{\partial y_u(k+d)}{\partial u}$ 来近似 $\frac{\partial y(k+d)}{\partial u}$,可以进行网络权值的学习,使具体问题得到较好的解决。

2 中央空调系统净化运行控制方案

对重庆沙坪坝某商场中央空调及空气净化系统的改造采用在回风处安装净化装置,部分回风经过脉冲放电处理产生臭氧,然后与其余回风混合后由送风管道借助顶棚散流器将空气送进室内,通过改变风闸开度控制臭氧生成总量。对于室内臭氧浓度,随着负荷的变化,空气温度、换气量的改变都可能有较大改变,需要风闸开度能快速适应环境的变化,从而使臭氧含量保持在设定区间。该系统的神经网络控制器是基于BP算法的神经网络模型,神经网络的输入为执行器历史状态、过程历史状态以及辅助输入系统状态。神经网络的输入层共取6个节点:即空气进、出口温度、管道内流速、风闸开度、以及室内温度、湿度。隐含层取5个节点,输出层有2个节点,即能耗量和消耗量。预测器在输入层输入数值后,预测在 n 个采样周期后的系统状态,将他与设定值之间的误差反向传递给神经网络预测控制器,由它来控制步进电机将风闸旋转至指定开度,使系统达到稳定。

控制输入量的即刻值使用过程模型来预测,真实输出与预测输入之间的残差作用为预测模块的反馈信号,在每个采样时间内基于当前测量值和输出的未来预测值进行设定值和控制两种MPC计算,其中预测值来源于实验得到的动态模型,通过计算MPC控制得到一个控制动作序列,最终使预测响应以最优方式趋向设定值。神经网络结构图如图1所示。

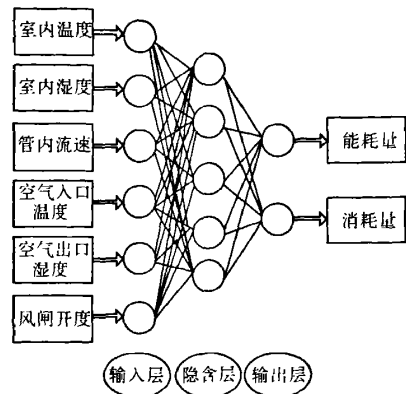


图1 单变量神经网络结构图

Fig.1 Single variable nerve network structure

硬件设计方案如图2所示,系统采用含量控制,控制需要的输入量通过安装在管道中的流速、温度测量装置及房间内安装的臭氧浓度检测模块获得,采集得到的数据经过数模转换后通过总线传输到控制计算机中,经模型预测更新,控制结构确定,病态检查,稳态优化,动态优化后,计算出与当前控制浓度相匹配的风闸开度,驱动步进电机按经校正后的角度调整。

软件主要有实时数据显示、分析、打印;历史数据的曲线分析、显示;控制参数的设定;实时曲线趋势显示;实时显示各个执行器的运行状态;数据的存储与查询;上、下限及异常情况声光报警;工作流程动态显示;密码管理等功能。

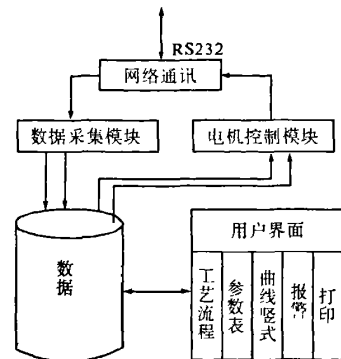


图2 硬件结构图

Fig.2 Hardware structure

3 运行结果及分析

传统中央空调采用加入新风的方法将室内污染物控制到可接受水平,对于人口密度比较大,污染物生成快的商场,将控制污染物容许浓度需要极高的换气次数,由于大量使用室外新风,夏季需

要的冷量和冬季需要的热量都很大,经济性很差,而回风净化可以很好的控制能耗,大大降低了运营成本.改造前后的运行能耗见表1和表2.

表1 改造前运行能耗(2006年度)

Tab.1 Energy consumption before reform(2006)

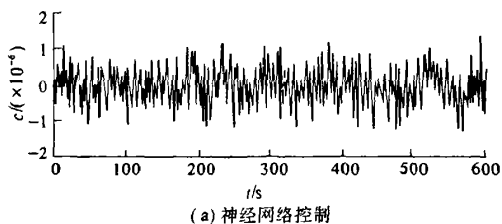
月份	开机时间/h	水/t	电/(kW·h)	气/m ³
5~6	619.5	1 825	102 762	66 508
7	536.0	2 197	128 695	89 847
8	423.0	1 362	86 105	47 243
合计	1 578.5	5 384	327 562	203 598

表2 改造后运行能耗(2007年度)

Tab.2 Energy consumption after reform(2007)

月份	开机时间/h	水/t	电/(kW·h)	气/m ³
5~6	527.5	1 541	61 818	40 808
7	522.0	2 467	86 464	62 595
8	550.0	2 365	90 291	67 638
合计	1 599.5	6 373	238 573	171 041

神经网络与预测控制相结合方法明显降低了系统的震荡幅度,使用PID半小时和采用神经网络预测控制半小时历史曲线对比图3.可以看出,使用PID浓度的波动较大,并且由于环境温度的影响,浓度偏离设定范围的时间也比较长.当采用神经网络预测控制后,浓度波动减小,所以有较好的控制效果,从而空气质量得到较大提高.



(a) 神经网络控制

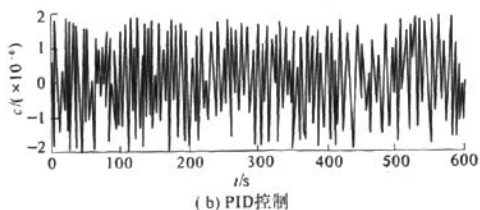


图3 运行结果图

Fig.3 Operating curve

4 结束语

针对控制系统中普遍存在的大纯滞后问题,采用反馈连接少,学习速度快的神经网络与预测控制相结合方法对大纯滞后对象进行辨识,提高了系统的预测精度和鲁棒性.从实际效果可以看出,采用单神经网络预测控制后波动明显减小,提高了系统运行的稳定性,并且具有较高的精度和可靠性,取得了很好的控制效果.

参考文献:

- [1] 杨新才,田开成,干天明. 中央空调节能控制技术的应用[J]. 建筑节能,2007,(11):11-13.
- [2] 朱晓东,王军,万红. 基于Smith预估的纯滞后系统的控制[J]. 郑州大学学报:工学版,2004,25(1):77-81.
- [3] 齐学义,蔡艾江,吴疆. 变风量空调系统模糊PID控制的仿真[J]. 江苏大学学报:自然科学版,2005,26(4):364-368.
- [4] 周洪煜,张坚. 基于混合神经网络的非线性预测函数控制理论与应用[J]. 控制理论与应用,2005,(2):110-114.
- [5] 刘稳国,周重阳,王文海. 时滞不确定大纯滞后系统的神经元非模型控制[J]. 自动化学报,2000,6(增刊B):16-20.

Application of Neural Network Predicting Control in Purity Air-conditioning System

ZHOU Hong-yu, CHEN Xiao-yu, XU Chun-xia

(School of Power Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: In accordance with the features of traditional PID system, such as nonlinearity, large inertia, low precision, we analyze the existing control method of the questions which exist in the central air conditioning purity system control. This paper unifies the neural network and the predictive control and is applied directly in the non-linear big detention central air conditioning control system. The project example indicated that this algorithm which has the fine control performance is simple and advantageous to the project realization.

Key words: neural network; predictive control; air purity