

VAV 系统送风管道静压的 线性神经元网络补偿控制^{*}

西安建筑科技大学 许 静[☆] 任庆昌

摘要 利用神经网络具有自学习以及超强非线性逼近的能力,提出了基于线性神经网络的补偿控制方法。这种控制方法能够根据送风管道静压耦合因素的变化自适应地调节控制量,实现对管道静压的补偿控制。给出了神经元权系数的在线学习方法,并通过实验验证了控制算法的有效性。

关键词 变风量 神经网络 线性神经元补偿控制 静压

Compensation control of supply duct's static-pressure using linear neural network in VAV systems

By Xu Jing[★] and Ren Qingchang

Abstract Based on the self-learning and nonlinearity approximation ability of linear neural network, puts forward a compensation control method. This method can achieve compensation control by adjusting the variable adaptively according to the variation of coupled elements. Presents the online learning method of neuron weights and validates it with an experiment.

Keywords variable air volume, neural network, linear neural compensating control, static pressure

★ Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, China

①

0 引言

变风量(VAV)空调系统是相对于定风量(CAV)空调系统提出的先进的空调方式。它的基本原理是通过改变送入房间的风量(而不是送风温度)来平衡室内负荷的变化^[1]。这种空气调节方式,可以显著降低空调系统的能耗和改善空调系统的性能。

但是,实际的变风量空调系统具有多变量、强耦合、非线性、慢时变的特征,难以有效实现对系统中相关对象的控制。特别是对 VAV 系统中送风管道静压的控制,由于它和风机的能耗以及系统的稳定运行有直接关系,成为人们研究的焦点之一。目前,对送风管道静压的控制主要有定静压和变静压两种方式,这两种方式都是从单变量独立回路的角度对静压实施控制的。但在实际系统中,送风管

道静压控制回路并非独立存在,而是受到多种因素(或称为干扰)的影响,例如被调变风量末端的设定风量改变以及新、回风阀状态改变等。其中,被调变风量末端的设定风量改变对静压的干扰尤为显著,会影响静压控制的效果,甚至难以控制^[2]。

本文融合解耦控制和最优控制的思想,针对送风管道的静压,提出了具有自学习能力的线性神经网络优化补偿控制方法,并利用实验结果证明了这一方法的实用性和有效性。

1 神经元控制

图 1 给出了由单体线性神经元构成的控制系

①☆ 许静,男,1978年5月生,硕士研究生,硕士
710055 西安建筑科技大学信控学院
(0) 13571911351
E-mail: luuzh@sina.com

收稿日期:2003-11-11

修回日期:2004-02-25

* 陕西省自然科学基金项目(编号:2003F36),陕西省教育厅专项科研计划项目(编号:01JK170)

统^[3]。

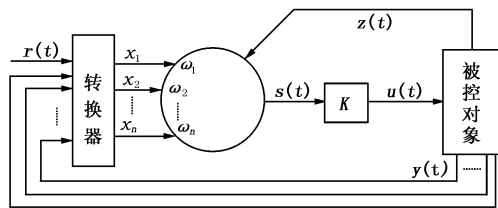


图 1 神经元控制系统

图 1 中,转换器的输入量为设定值 $r(t)$ 、输出测量值 $y(t)$ 等状态量。 $\omega_i (i=1,2,\dots,n)$ 为神经元权系数。经过转换,得到神经元学习控制所需要的状态。转换的规则可以根据系统的控制指标来确定,神经元输出 $s(t)$ 经比例环节 K 调节后输出被控对象的控制量 $u(t)$ 。本文采用的神经元输入状态 $x_i(t)$ 为($n=4$):

$$\begin{cases} x_1(t) = r(t) \\ x_2(t) = r(t) - y(t) \\ x_3(t) = x_2(t) - x_2(t-1) \\ x_4(t) = x_4(t-1) + \lambda x_2(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中 λ 是可选系数,一般选小些为宜。

神经元的学习策略通常有以下几种。

a) 无监督 Hebb 学习规则

$$\Delta\omega_i(t) = hs(t)x_i(t) \quad (2)$$

式中 $\Delta\omega_i(t)$ 是神经元第 i 个权重增量, h 是学习速率, $s(t)$ 是神经元输出, $x_i(t)$ 是神经元的第 i 个输入。

b) 有监督的 Delta 学习规则

$$\Delta\omega_i(t) = hz(t)x_i(t) \quad (3)$$

式中 $z(t)$ 是教师信号。

c) 有监督的 Hebb 学习规则

$$\Delta\omega_i(t) = hz(t)s(t)x_i(t) \quad (4)$$

本文采用的神经元学习策略是基于有监督的 Delta 学习规则构建的。但是,根据变风量空调神经网络控制系统的实际构成情况,本文的学习规则与式(3)略有不同,后面将给出具体的学习算法。

2 送风管道静压的神经网络补偿控制

在 VAV 空调系统中,可以选择变频器频率的变化量作为送风管道静压的控制量,通过调节交流电机驱动的风机转速来实现对风道静压的控制,控制结构图如图 2 所示^[2]。

这里对送风管道静压采取了定静压的控制方式,控制的目标是使静压检测点处(一般约在最长风管总长的 2/3 处)的静压值保持恒定。然而,由

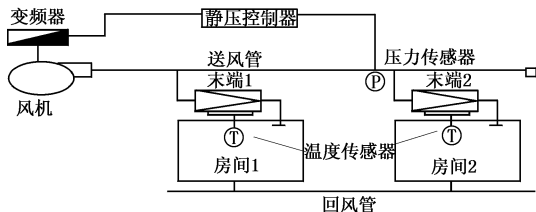


图 2 送风管道静压控制结构图

于送风管道上接有若干个末端(VAV box),其中任意一个末端设定风量值的改变都会给静压值带来较强的扰动,因此静压检测点处的恒静压控制效果会很不理想。针对这种情况,本文设计了一个线性神经元优化补偿器,再结合神经元控制器,构成图 3 所示的送风管道静压的线性神经网络补偿控制系统(为绘图方便,仅以送风管道接两个末端的情况为例)。其中, r 为送风管道静压设定值; y 为送风管道实际静压值; $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 为神经元控制器的权系数; b_1, b_2, b_3 为神经元补偿器的权系数; K_1, K_2, K_3 为比例环节; v_1, v_2, v_3 为经比例环节调节后的补偿器输入量; SP_T_1, SP_T_2 为末端的设定温度; SP_f_1, SP_f_2 为末端的设定送风量; T_1, T_2 为末端的实际温度。

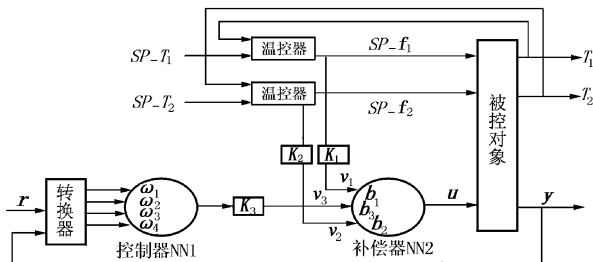


图 3 送风管道静压的线性神经网络补偿控制系统

图 3 中,温控器是集成于相应变风量末端控制模块中的,它们的作用是完成相应区域的温度调节。从末端集成控制模块中,可以引出该末端的设定送风量信号作为神经元补偿器的输入,这实际上是一种前馈控制。

线性神经元控制器 NN1 和线性神经元补偿器 NN2 的学习算法如下。

a) 神经元控制器 NN1 的学习算法

$$\left. \begin{aligned} v_3(t) &= \frac{K_3 \sum_{j=1}^4 \omega_j(t)x_j(t)}{\sum_{j=1}^4 |\omega_j(t)|} \\ \omega_i(t+1) &= \omega_i(t) + h[r(t) - y(t)]x_i(t) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

考虑神经元权值学习的自适应性,学习速率 h

取如下形式:

$$h = \frac{\alpha}{\|x_i\|_2^2} \quad (6)$$

式中 α 是常值, 当 $0 < \alpha < 2$ 时, 可使算法收敛^[4]; $\omega_i(t)$ 的初始值可选为 0 到 1 之间的随机数。在式 (5) 中, 神经元权值的归一化处理使得神经元权系数的调整学习只能在小范围内消除余差, 这样做有利于保证系统的稳定性。

b) 神经元补偿器 NN2 学习算法

$$\left. \begin{aligned} u(t) &= \sum_{j=1}^3 b_j(t) v_j(t) \\ b_i(t+1) &= b_i(t) + d_i(t) [r(t) - y(t)] \cdot \\ &\quad v_i(t) \operatorname{sgn} \frac{y(t+1) - y(t)}{u(t) - u(t-1)} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中, $b_i(t)$ 初始值的选取为: $b_1(0) = 0$, $b_2(0) = 0$, $b_3(0) = 1$; 为了保证算法的收敛, $d_i(t)$ 采用如下形式的变学习速率 (d_1 和 d_2 为初始学习速率常数):

$$\begin{aligned} d_1(t) &= d_2 \exp(-0.2 |b_1(t)|), \\ d_2(t) &= d_2 \exp(-0.2 |b_2(t)|), \\ d_3(t) &= d_1 \exp(-0.2 (|b_3(t)| - 1)) \end{aligned}$$

神经元补偿器的学习算法是采用梯度下降法推导得到的。从式 (7) 可知, 神经元权值的训练算法具有不依赖于被控对象模型 (即非模型) 的特点。

图 3 中, 神经元控制器 NN1 的作用是完成对送风管道静压的恒值控制, 它与被控对象一起构成闭环控制回路; 神经元补偿器 NN2 的作用是对送风管道静压的主要扰动 (VAV 末端设定风量的改变) 进行前馈补偿控制, 它是一种开环控制。

3 实验研究

实验在西安建大一江森 (Johnson) 自控 VAV 实验室进行。实验系统的空调对象为两个房间 (见图 2)。变风量末端采用某自控公司产品 SDV-8100-0500-0 和 SDV-81E1-0601-0。实验系统在 METASYS 管理下的软硬件平台上运行。其系统硬件结构图见图 4。

图 4 中 NCM350 为网络控制模块; DX9100 为数字控制器并带有 XP9102 和 XP9105 两个扩展模块, 主要负责变风量空调机组侧各变量的检测和控制; VMA1410 和 VMA1420 为压力无关型的变风量空调末端; 另外实验系统中还有若干传感器和执行器, 用以完成系统中参数的检测和控制。

采用 Visual Basic 语言, 编制送风管道静压的

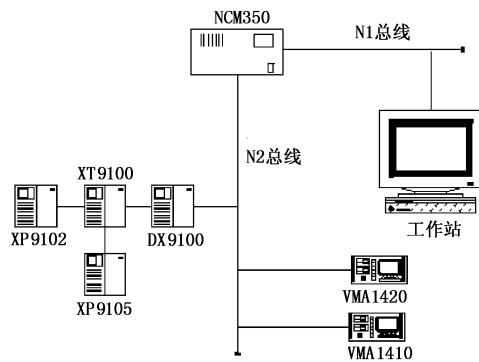


图 4 实验系统硬件结构图

线性神经网络补偿控制算法。

在变风量空调实验系统中, 对送风管道静压的线性神经网络补偿控制策略进行验证。当神经元控制器 NN1 和神经元补偿器 NN2 共同作用时, 实验结果如图 5 所示。由图可知, 当变风量空调系统中末端的送风量阶跃变化时, 送风管道的静压能够得到较好的补偿, 具有令人满意的控制效果。

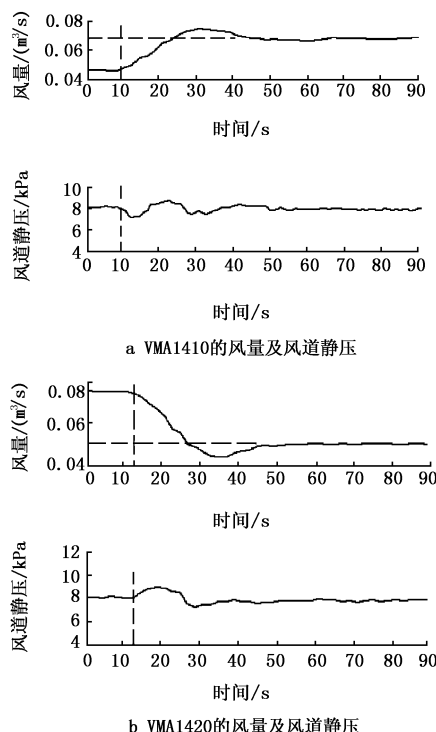


图 5 末端送风量变化时静压的补偿控制效果

为了比较, 图 6 给出了没有神经元补偿器 NN2 时神经元控制器 NN1 的静压控制效果。显然, 此时送风管道的静压控制效果不如 NN1 和 NN2 共同作用时理想。