

应用神经元自适应 PSD 控制变频空调系统的仿真研究

西安建筑科技大学 青岛理工大学 施志钢[☆]

青岛理工大学 胡松涛 王 刚

西安建筑科技大学 李安桂

摘要 以变频空调系统为研究对象,将自适应控制与神经元 PID 控制相结合,建立了空调系统的神经元自适应 PSD 控制模块,并建立了模型,进行了仿真研究。结果表明,与常规 PID 控制相比,该控制方法具有较强的自适应、自学习、自组织能力和较好的鲁棒性,控制算法简单,容易实现,适合变频空调系统的实时控制。

关键词 神经元自适应 PSD 控制 神经元 PID 控制 变频空调系统 增益

Simulation study on neural adaptive PSD control of variable frequency air conditioning systems

By Shi Zhigang[★], Hu Songtao, Wang Gang and Li Angui

Abstract Taking variable frequency air conditioning systems as study object, develops a neural adaptive PSD control algorithm module combining adaptive control with neural PID. Builds a control system model for variable frequency air conditioning systems and makes simulation. The results show that the neural adaptive PSD control strategy has good characteristics of self-adaptive, self-learning, self-organization and robustness, and its control strategy is simple and easy to be realized, and more suitable for the control of variable frequency air conditioning systems.

Keywords neural adaptive PSD control, neural PID control, variable frequency air conditioning system, gain

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

①

0 引言

变频空调器因具有节能和提供室内舒适环境的显著特点而得到飞速发展。其节能的关键是根据室内负荷的变化改变压缩机的频率,从而调节空调器的输出,实现与室内负荷相协调的目的,这个调节过程需要合适的控制规律。将人工智能用于空调系统的控制是当今研究的热点,迄今对变频空调系统智能控制方案的研究主要集中于模糊控制领域^[1-2],而对于神经网络控制^[3]、神经元 PID (proportional, integral and derivative) 控制^[5]和自适应控制领域还有待深入研究。为此,本文将自适应控制与神经网络控制相结合,建立了神经元自适

应 PSD (proportional, summation and derivative, 即比例、求和、微分) 控制模块,并对变频空调系统的控制进行仿真。

1 控制算法的建立

1.1 神经元 PID 控制方案

在神经网络控制中,单神经元是最基本的控制

①☆ 施志钢,男,1975 年 9 月生,在读博士研究生,讲师
266033 山东省青岛市青岛理工大学环境工程系
(0532) 85071710 85618780
E-mail: shi_zhi_gang@163.com szg@qtech.edu.cn
收稿日期:2005-04-01
一次修回:2006-01-05
二次修回:2006-10-09

部件。基于神经元的 PID 控制只有一个神经元,结构简单,学习过程比较快,能够解决神经网络控制实时性不好这一难点。神经元 PID 控制采用一个神经元,其控制器的结构如图 1 所示。用神经元的权值

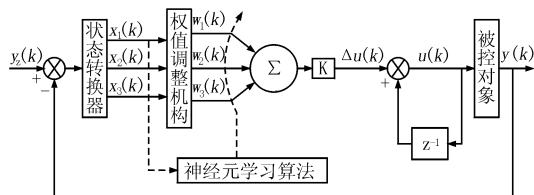


图 1 神经元 PID 控制原理图

$w_1(k), w_2(k), w_3(k)$ 分别表示常规 PID 控制的比例系数、积分系数和微分系数, k 为采样时刻; $y_z(k)$ 和 $y(k)$ 分别为系统设定值和输出值; $x_1(k), x_2(k), x_3(k)$ 为神经元输入量, $x_1(k) = e(k), x_2(k) = \Delta e(k) = e(k) - e(k-1), x_3(k) = \Delta^2 e(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)$, 其中 $e(k) = y_z(k) - y(k)$, 为采样时刻的系统误差; K 为比例环节, 其取值表示神经元控制器增益; z^{-1} 为延时算子, 即延时一个采样周期; $\Delta u(k)$ 为神经元的数字增量式输出, 由神经元的输入量加权求和得出, 即 $\Delta u(k) = K \sum_{i=1}^3 x_i(k) w_i(k)$, K 为神经元控制器的增益 (即神经元的比例系数); $u(k)$ 为神经元 PID 控制器的输出。

为保证系统的实时控制, 在与被控对象的作用中不断地增强学习能力、适应能力和控制能力, 采用 Hebb 学习规则, 通过调整神经元的权值实现单神经元的学习, 学习算法为 $\Delta w_i(k) = \eta e(k) u(k) \cdot x_i(k) (i=1, 2, 3)$, $w_i(k+1) = w_i(k) + \Delta w_i(k)$, 其中 η 为学习速率。

对于神经元 PID 控制器, 权值的学习算法具体表示为

$$w_1(k+1) = w_1(k) + \eta_1 e(k) u(k) x_1(k) \quad (1)$$

$$w_2(k+1) = w_2(k) + \eta_p e(k) u(k) x_2(k) \quad (2)$$

$$w_3(k+1) = w_3(k) + \eta_D e(k) u(k) x_3(k) \quad (3)$$

式(1)~(3)中 η_1, η_p, η_D 分别为积分、比例和微分的学习速率。

为保证学习算法的收敛性和鲁棒性, 对权值学习的每一步进行规范化处理, 规范化方法为

$$w'_i(k) = \frac{w_i(k)}{\sum_{i=1}^3 |w_i(k)|} \quad (4)$$

则神经元的增量式输出改写为

$$\Delta u(k) = K \sum_{i=1}^3 w'_i(k) x_i(k) \quad (5)$$

整个神经元 PID 控制器的输出则为

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \\ = u(k-1) + K \sum_{i=1}^3 w'_i(k) x_i(k) \quad (6)$$

在神经元 PID 控制中, 神经元控制器增益 K 值在运行中是不变的。调节 K 值, 对开环增益较大的被控对象, 应能起到衰减神经元的控制作用, 消除系统的响应超调和振荡的作用; 对开环增益较小的被控对象, 则能增强神经元的控制作用, 加快系统的响应速度。实践证明, K 取得较大时, 系统响应速度快, 但超调量较大; K 取得较小时, 系统响应缓慢, 超调量较小, 但是如果 K 取得过小, 系统响应则存在稳态误差。因此, K 值是控制系统最敏感的参数, K 的变化相当于 P, I, D 三项同时变化, K 的取值将对神经元控制系统的性能产生很大的影响, 尤其是对于开环增益随时间变化的对象。

空调系统具有大滞后、非线性的特点, 且在运行中常常受到多种因素干扰, 其特性会发生变化, 这就要求 K 的取值应随着控制对象特性的变化可以自动调整。针对空调系统这样的特点, 提出根据控制过程误差的几何特性建立性能指标, 将神经元自适应的控制算法应用到 PSD 控制中, 形成类似于神经元 PID 控制器的自适应神经元 PSD 控制, 使其能够在线实时调整神经元控制器的增益。

1.2 神经元自适应 PSD 控制方案

一般的自适应控制算法需要对过程进行辨识, 然后设计自适应控制算法, 因此必须在每个采样周期内进行复杂的数值计算, 且由辨识得到的数学模型的准确性也很难保证, 因而限制了自适应算法的应用。由 Marsik 和 Strejc 提出的无需辨识的自适应控制算法^[5]的机理是: 根据过程误差的几何特性建立性能指标, 从而形成自适应 PSD 控制规律。该方法无需辨识过程参数, 只要在线监测过程的期望输出和实际输出, 便可以形成自适应控制规律, 因而这类自适应控制器具有简单性和可实现性。

自适应 PSD 控制规律一般采用数字增量式输出^[6], 形式为

$$\Delta u(k) = K(k) [e(k) + r_0(k) \Delta e(k) + r_1(k) \Delta^2 e(k)] \quad (7)$$

式中 $\Delta u(k)$ 为控制器的数字增量式输出; $K(k)$

为控制器的增益; $r_0(k)$ 为比例系数; $r_1(k)$ 为微分系数。 $r_0(k)$ 和 $r_1(k)$ 可进行自动调节, 并且控制规律设计成比例、求和、微分三项绝对值满足相等关系时可获得较好的控制效果, 即满足以下关系^[7]:

$$|e(k)| = r_0(k) |\Delta e(k)| = r_1(k) |\Delta^2 e(k)| \quad (8)$$

$$\text{如果令 } T_e(k) = \frac{|e(k)|}{|\Delta e(k)|}, T_v(k) = \frac{|\Delta e(k)|}{|\Delta^2 e(k)|},$$

$$T_e(k) = T_e(k-1) + L \text{sign}[|e(k)| - T_e(k-1) |\Delta e(k)|] \quad (10)$$

$$T_v(k) = T_v(k-1) + L \text{sign}[|\Delta e(k)| - T_v(k-1) |\Delta^2 e(k)|] \quad (11)$$

式(10), (11)中 L 为常数, $0.05 \leq L \leq 0.1$ 。

增益 $K(k)$ 的递推算算法为

$$K(k) = K(k-1) + c \frac{K(k-1)}{T_v(k-1)} \quad (12)$$

式中 c 为常数, $0.025 \leq c \leq 0.05$ 。

将自适应 PSD 控制与神经元 PID 控制相结合, 就构成神经元自适应 PSD 控制器, 其控制原理如图 2 所示。

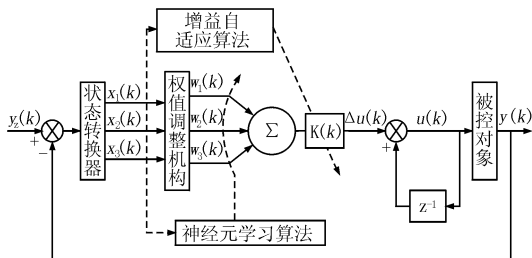


图2 神经元自适应 PSD 控制原理图

神经元自适应 PSD 控制算法综合了神经元学习算法和自适应 PSD 控制算法, 可描述为

1) 神经元的学习算法与神经元 PID 控制相同。

2) 对于神经元控制器增益 $K(k)$ 的自适应算法为: 如果 $\text{sign}[e(k)] = \text{sign}[e(k-1)]$, 则 $K(k) = K(k-1) + c \frac{K(k-1)}{T_v(k-1)}$; 否则 $K(k) = 0.75 K(k-1)$ 。

从神经元自适应 PSD 控制算法可以看出, 它与神经元 PID 控制的最大差别是能够在线实时调整神经元控制器的增益。

2 仿真研究

2.1 仿真模型的建立

为使空调器的输出满足室内负荷要求, 变频空调器在运行过程中, 需实时调节压缩机的频率, 本文以变频空调器和空调房间作为研究对象, 以变频器的频率为输入变量, 室内温度为输出变量, 则可以近似地用带滞后的一阶惯性环节

则 $r_0(k) = T_e(k)$, $r_1(k) = T_e(k) T_v(k)$ 。

$T_v(k)$ 和 $T_e(k)$ 的最优比例值为 0.5, 即 $T_e(k) = 2T_v(k)$, 因此控制规律可写为

$$\Delta u(k) = K(k) [e(k) + 2T_v(k) \Delta e(k) + 2T_v^2(k) \Delta^2 e(k)] \quad (9)$$

其中增量 $T_e(k)$ 和 $T_v(k)$ 的递推算算法为

$$T_e(k) = T_e(k-1) + L \text{sign}[|e(k)| - T_e(k-1) |\Delta e(k)|] \quad (10)$$

$$T_v(k) = T_v(k-1) + L \text{sign}[|\Delta e(k)| - T_v(k-1) |\Delta^2 e(k)|] \quad (11)$$

表示压缩机的频率和室内温度之间的传递函数模型^[1,4], 即

$$G(s) = \frac{K'}{Ts + 1} e^{-\tau s} \quad (13)$$

式中 K' 为开环增益, 取 $0.3^\circ\text{C}/\text{Hz}$; T 为系统时间常数, 在变频空调器中, 近似等于制冷剂的充注量与制冷剂循环流量的比值, 因此 T 是压缩机频率的函数; s 为复变量; τ 为延迟环节的时间常数, 取 120 s。根据给出的神经元自适应 PSD 算法, 利用 MATLAB/SIMLINK 建立模型, 采用 SIMLINK 中的 Fcn 模块编写控制程序。为了与常规 PID 控制作比较, 本文分别采用神经元 PSD 控制器和常规 PID 控制器对变频空调系统的控制性能进行了对比仿真研究。

2.2 仿真结果分析

设室内的初始温度为 0°C , 设定温度为 25°C , 压缩机的上限频率为 110 Hz, 对被控空调系统施加阶跃输入, 并且在 4 000 s 时温度设定值降为 22°C , 在 8 000 s 时温度设定值又恢复到 25°C 。经过多次仿真优选, 取 $K(0) = 10$, $\eta_i = 0.031$, $\eta_p = 10.0$, $\eta_d = 22$, $T_v(0) = 8$, 系统输出没有波动, 室内温度响应曲线如图 3 所示。

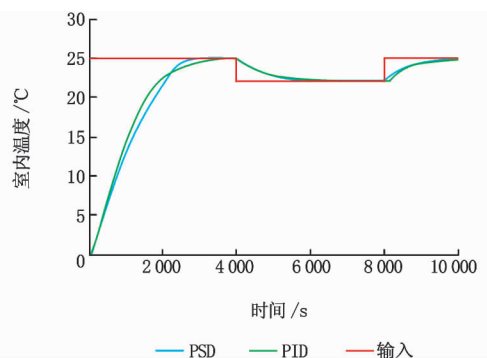


图3 室内温度响应曲线

从仿真结果可以看出, 采用神经元自适应

PSD 控制器和常规 PID 控制器都能跟踪系统输入设定值的变化,很快达到稳态,且没有超调和稳态误差,但是采用常规 PID 控制器的调节时间比神经元自适应 PSD 控制器的调节时间稍长。

空调系统的特性在运行过程中常常会受到温度、负荷等因素的干扰,这就需要控制器可以自动调整控制参数和增益。常规 PID 控制无法实时调整控制器参数,神经元自适应 PSD 控制的最大优势是具有较强的自适应、自学习、自组织能力和较强的鲁棒性。因此需要研究一下神经元自适应 PSD 控制方案对空调变工况的适应情况。

首先,假设控制器的参数不变,空调系统的开环增益变为 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}/\text{Hz}$,仿真结果如图 4 所示。

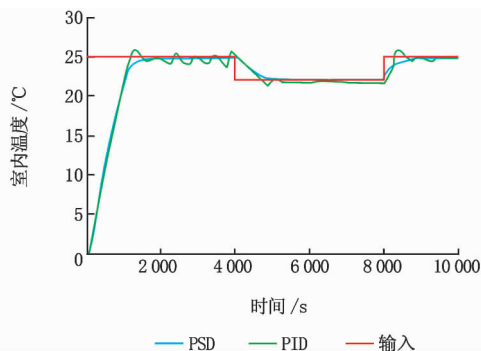


图 4 开环增益增大后室内温度响应曲线

其次,假设控制器的参数不变,空调系统模型在开环增益变为 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}/\text{Hz}$ 的基础上,系统延迟时间变为 300 s ,其仿真结果如图 5 所示。

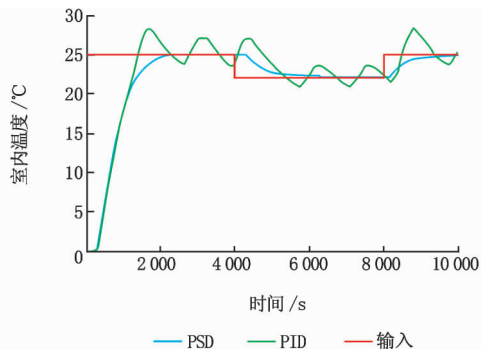


图 5 开环增益和延迟时间变化后室内温度响应曲线

增加系统的延迟时间和开环增益都可引起系统不稳定,但从仿真结果可以看出,无论是延迟时间加大,还是开环增益发生变化,在不修改控制器参数的情况下,采用神经元自适应 PSD 控制器的控制过程比较平稳,能很快地达到稳态,控制效果没有太大的变化;而采用常规 PID 控制器出现了

超调和较大的振荡,系统变得不稳定。这显示了 PSD 控制算法的自适应、自学习、自组织能力和较好的抗干扰能力。

由此可以看出,当空调系统模型确定后,常规的 PID 控制虽然能够实现室内温度的精确控制,但是对于实际空调系统来说,工作状况较复杂,很难建立精确的系统模型,并且空调系统在运行过程中受到诸多因素的干扰,模型参数发生变化,这时常规 PID 控制的抗干扰能力明显弱于神经元自适应 PSD 控制。因此采用神经元自适应 PSD 控制对具有不确定开环增益、延迟时间大、工况变化较大的空调对象具有很好的控制效果。

3 结语

由于在神经元自适应 PSD 算法中引进了增益的自调整方法,因而其自学习、自组织和抗干扰能力都有了明显的提高,使系统的稳定性和适应能力得到增强。与传统 PID 控制相比,神经元自适应 PSD 控制对具有不确定开环增益、延迟时间大、工况变化较大的空调对象具有很好的控制效果,调节曲线光滑无振荡,没有静态误差,可以实现跟踪给定值和抑制扰动双最佳,并且控制算法简单,控制器容易实现,因此这种控制方法在空调系统控制中具有广阔的应用前景。

参考文献

- [1] 王泮浩. 变频空调器控制系统的仿真研究[J]. 流体机械, 1998, 26(3): 45-49
- [2] 周兴禧, 王懿, 周滋峰, 等. 变频空调器基于系统的变工况模糊控制仿真研究[J]. 流体机械, 2000, 28(7): 42-46
- [3] Albert T P S, Chan W L, Chow T T. A neural-network-based identifier/controller for modern HVAC control[G]// ASHRAE Trans, 1995, 101(1): 14-26
- [4] 郑宗和, 梁红, 牛宝联, 等. 变频空调系统应用神经元 PID 控制的仿真研究[J]. 暖通空调, 2004, 34(12): 93-95
- [5] 舒迪前, 李春涛, 尹怡欣, 等. 单神经元自适应 PSD 控制器在电加热炉上的应用[J]. 电气传动, 1995, 25(1): 29-32
- [6] 易继锴, 侯媛彬. 智能控制技术[M]. 北京: 北京工业大学出版社, 2002: 123-125
- [7] 孙增圻. 智能控制技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997