

基于神经网络的大容积环境温度模拟系统的控制策略

张 强^{1,2}, 冯树兴², 岳巍强²

(1. 北京理工大学 信息科学技术学院, 北京 100081; 2. 军事交通运输研究所, 天津 300161)

摘要: 大容积环境温度模拟系统具有非线性、大时间常数和慢时变等特点, 常规的控制方法难以获得满意的控制效果. 本文提出了一种三段式控制策略, 在远离设定值时采用 Bang-Bang 控制或分段逼近控制, 以实现控制的快速性; 在接近设定值时应用神经网络进行过渡控制, 以抑制超调; 在达到设定值时采用神经网络 PID 控制, 以克服慢时变漂移, 同时给出了各段的控制算法和转换公式. 经实际应用证明本文提出的方法是有效的.

关键词: 温度系统; Bang-Bang 控制; 神经网络; PID 控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Control strategy of large volume temperature simulating system based on neural networks

ZHANG Qiang^{1,2}, FENG Shu-xing², YUE Wei-qiang²

(1. School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. The Institute of Military Transportation, Tianjin 300161, China)

Abstract: Nonlinearity, big time-constant and slow time-variation are some characteristics of large volume temperature simulating system, and it is difficult to get a perfect result through normal control method. A new control method consists of three phases is presented in this paper. When the temperature is far away from the target, Bang-Bang control is applied so as to achieve fast control. When it is close to the target, neural network control is used in order to restrain overshooting. Once it arrives at the target, PID control is adopted to overcome the effect of slow time-variation. In addition, the control and switching algorithms of each phase are also established. Finally, a practical application example is given to prove the effectiveness of the proposed approach.

Key words: temperature system; Bang-Bang control; neural network; PID control

1 引言 (Introduction)

环境温度模拟系统是用来模拟不同地域的温度、湿度等自然气候变化的试验系统. 由于 PID 控制器具有结构简单、适应性强等优点, 特别是对被控对象传递函数已知的系统, 能够获得良好的控制效果^[1], 因此, 在工业控制领域得到广泛的应用. 但本文所涉及的数百立方米大容积环境温度模拟系统结构复杂, 具有非线性、大时间常数和慢时变等特点, 难以获得精确的系统数学模型, 若单纯以 PID 方式进行控制, 系统的超调量会大于 2℃, 温度控制精度会超过 0.5℃, PID 参数设定不当时超调会更大.

人工神经网络能以任意精度逼近非线性对象, 可以处理难以用模型描述的过程, 为非线性对象的控制, 特别是改善 PID 控制的效果提供了新的手段, 但它多用于对 PID 参数的修正, 1990 年 Roman

W Swiniarski 提出了以神经网络为基础采用模式识别技术的自校正 PID 控制器^[2], 为这方面的应用起到了先导作用. 张邦礼等用 BP 神经网络构建了用于人工环境控制的双输入双输出自适应控制器^[3], 阮大伟等将神经网络系统应用于电阻炉温度的控制^[4]等, 对神经网络直接用于过程控制进行了探索. 但神经网络用于控制存在着控制精度的提高依赖于学习样本的增加、网络训练过程较长、易陷入局部极小等不足, 特别是对于大时间常数、慢时变的系统, 由于难以精确预测输出, 因此很难通过在线训练使网络输出满足控制精度的要求, 因而神经网络在实时控制中的应用受到限制.

本文针对大容积环境温度模拟系统控制的难点, 充分利用神经网络与 PID 各自的优势, 提出了一种实用的控制方法.

2 控制策略(Control strategy)

将神经网络控制与PID控制结合起来,用神经网络抑制系统的超调和扰动,缩短过渡过程,用PID算法消除慢时变静差,从而达到理想的控制效果.为此提出了Bang-Bang控制或分段逼近控制、神经网络控制和PID调节三段式控制策略.第1阶段:当温度变化没有时限要求时,采用Bang-Bang控制方式;当温度变化有时限要求时,采用分段逼近的PI控制.第2阶段:系统输出与设定值的偏差达到一定值时,采用神经网络控制.第3阶段:输出偏差接近设定值时,转为PID调节方式.3个阶段控制方式的切换由基于系统偏差大小的软开关实现,控制原理如图1所示.

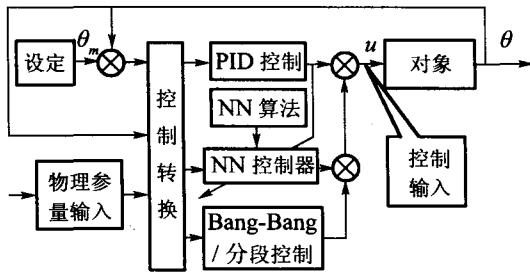


图1 控制系统原理框图

Fig. 1 Principle of the control system

2.1 Bang-Bang控制(Bang-Bang control)

当实际值与设定值偏差较大且没有时限要求时可采用Bang-Bang控制,它是一种时间最优控制,又称为快速控制法,这里可表示为

$$u(k) = \begin{cases} U_{\max}, & e(k) > 0, \\ U_{\min}, & e(k) \leq 0. \end{cases} \quad (1)$$

$U_{\max}$ 为最大输出控制信号, $U_{\min}$ 为最小输出控制信号, $e(k) = \theta_m - \theta(k)$ 为误差, θ_m 为设定的目标值, $\theta(k)$ 为第 k 次实际采样值,此方法可以使系统快速达到设定值.

对设定时限的温度过程采用分段逼近控制方式,其实质是对设定曲线进行跟踪.将设定曲线以一定的间隔分段,以每一段的终点作为分目标值,控制量的取值可采用PI增量式

$$u(k) = u(k-1) + K_p \Delta e(k) + K_i e(k), \quad (2)$$

其中: $K_p = \frac{K}{\delta}$, $K = \frac{\Delta u_{\max}}{\Delta e_{\max}}$,

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k-1),$$

$$e(k) = \theta_{im} - \theta(k).$$

K_p 为比例系数, K_i 为积分系数,可用后面提出的方法估计且为定值, K 为放大倍数, δ 为比例带, $\Delta u_{\max}$ 为控制输入全范围, $\Delta e_{\max}$ 为输出全量程, $e(k)$ 为第

k 次误差, θ_{im} 为将设定曲线分段后第 i 段的目标值.控制精度要求越高,曲线分段越细;若控制精度要求不高,可以忽略积分项.

2.2 神经网络控制(Neural network control)

实践中发现,若系统由Bang-Bang控制直接转换为PID控制或遇到较大的干扰时,会造成输出较大的超调甚至振荡,这是试验要求所不允许的.这里充分利用神经网络的非线性映射能力,构造了神经网络控制器(NNC),将历史纪录作为模式对网络进行训练,使网络输出与被控对象的控制输入保持映射关系,达到抑制超调,平滑过渡过程的目的.

由于实际过程的控制范围较宽,又很难得到完整、全部的数据模式,因而会造成NNC的映射能力不足.当输入为“陌生”模式时,NNC常常不能得到合理的输出,这种模式遗漏的情况会造成输出的波动较大,影响系统的稳定性.对这个问题可以采用两种方法解决:一是构建神经网络控制器阵列(NNCA),将映射范围分块,使每个NNC的映射范围变窄,需要记忆的模式相应减少;二是用预测算法或逆模型对网络权值进行在线训练.这里仅讨论前者.

按映射范围构建的NNCA原理见图2.映射范围的细分程度由其尺度、输入元素的数目、输入元素的性质(离散量或连续量)、输入量和输出量的精度综合决定,可用下式确定

$$N_D = \text{round}(\alpha_1 N_{in}). \quad (3)$$

式中: N_D 为阵列中NNC单元的数量, N_{in} 表示输入元素数量, α_1 为修正系数(这里取 $1 \leq \alpha_1 \leq 2$), $\text{round}(x)$ 为四舍五入取整函数.

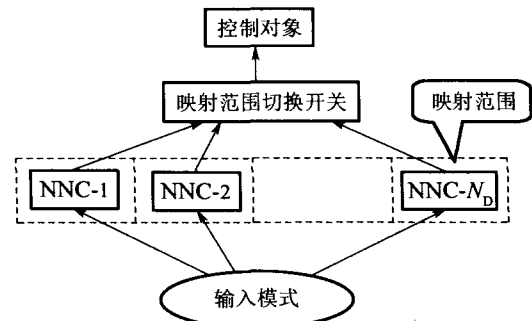


图2 按映射范围构建的NNCA结构

Fig. 2 Structure of NNCA

对映射范围的估算公式为

$$\theta'_D = \frac{\Delta \theta_M}{N_D}; \theta_D = \text{round}(1 + \alpha_2) \theta'_D. \quad (4)$$

式中: θ_D 为每一细分映射区间的范围, $\Delta \theta_M$ 为需映射的全量程范围, α_2 为重叠修正系数,相邻两NNC映射区间的重叠可避免造成控制死区,重叠范围可取

区间值的 20 ~ 50%, 即 $\alpha_2 = 0.2 \sim 0.5$.

当 $\alpha_1 = 1.5, N_{in} = 6, N_D = 9, \alpha_2 = 0.3, \Delta\theta_m = 70^\circ\text{C}$ 时, 求得 $\theta_D = 10^\circ\text{C}$. 控制时按设定温度和控制状态选择对应的 NNC 单元. 映射范围的细分意味着网络所包含模式的减少, 因此有利于缩短网络训练时间, 提高 NNC 在线训练的实时性.

NNC 采用 3 层 BP 神经网络进行构建, 如图 3 所示. 输入层的节点数量 $j = 6$, 输出层 $l = 1$, 准确选择隐含层节点的数量比较困难, 隐含层节点少, 网络权值容纳的信息量也少, 当训练样本数量较多时, 往往不容易收敛; 隐含层节点多, 会使训练时间延长, 实时性变差. 本文采用下面经验公式计算隐含层节点总数 i :

$$i = 3j + 2l. \quad (5)$$

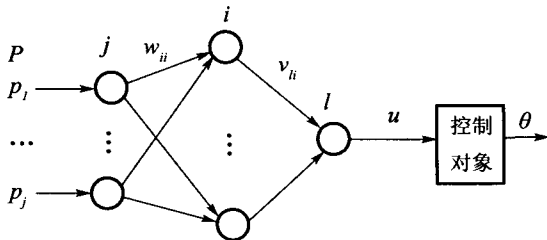


图 3 NNC 的结构图

Fig. 3 Structure of NNC

输入矩阵 P 的 6 个向量元素 $p_1 \sim p_6$ 分别代表: 室内空气温度、室内湿度、温度误差、室内地面温度、投入加热器数和环境温度. 中间层输出激活函数取 $\tanh$ 函数, 输出激活函数取线性函数. 输出 u 为加热量输出的百分数.

训练算法也会极大地影响网络收敛速度和训练效果. 本系统采用 MATLAB 的神经网络工具箱构建神经网络控制器, 用 Levenberg-Marquardt (L-M) 算法对网络进行训练^[5], 取得了较好的效果.

2.3 NNPID 控制 (NNPID control)

PID 控制在这里用于对设定值的动态跟踪, 目的是克服系统的慢时变漂移, 消除输出静差. 为了充分利用 PID 控制器的优点, 克服在大时间常数、有滞后对象控制时参数整定的困难, 应用单神经元网络构造单神经元 PID (NNPID) 控制器, 其原理见图 4.

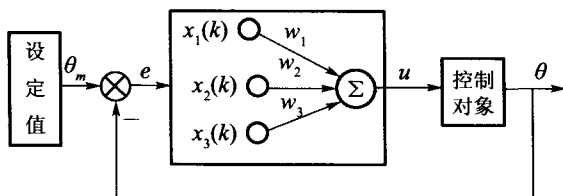


图 4 NNPID 控制器原理框图

Fig. 4 Principle of the NNPID controller

常规增量式 PID 算法的离散形式为

$$\Delta u(k) = K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_D[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)]. \quad (6)$$

式中: K_p 为比例系数; $K_i = K_p/T_i$ 为积分系数; $K_D = K_p T_D$ 为微分系数; T 为采样周期; $e(k)$ 为误差.

这里采用三输入一输出的单神经元网络结构构造 NNPID 控制器, 其输入状态量分别取

$$\begin{cases} x_1(k) = \Delta e(k) = e(k) - e(k-1), \\ x_2(k) = e(k) = \theta_m - \theta(k), \\ x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2). \end{cases} \quad (7)$$

NNPID 控制器的权值调整引入性能指标

$$J_e = \frac{1}{2} \min[\theta_m - \theta(k)]^2. \quad (8)$$

学习算法为^[6]

$$\begin{cases} u(k) = u(k-1) + K_N \sum_{i=1}^3 w'_i(k) x_i(k), \\ w'_i(k) = w_i(k) / \sum_{i=1}^3 |w_i(k)|, \\ w_i(k+1) = w_i(k) + \eta_i e(k+1) x_i(k) \cdot \text{sgn} \left[\frac{\partial \theta(k+1)}{\partial u(k)} \right], \\ \text{sgn } x = \begin{cases} +1, & x_i \geq 0, \\ -1, & x_i < 0. \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $u(k)$ 为 k 时刻单神经元的输出; $x_i(k)$ 为单神经元的输入状态; K_N 为单神经元放大系数; $w_i(k)$ 为 $x_i(k)$ 状态所对应的权值; $\eta_i (i = 1, 2, 3)$ 为学习速率, 对于比例、积分、微分项采用了不同的学习速率.

3 实际应用 (Application)

根据本文提出的控制策略, 以 VC++ 为平台, 开发了控制系统, 并对大容积环境温度模拟系统进行了实际控制. 以设定温度和实际温度的偏差 e 作为不同控制方式转换的依据, 转换系数取:

$$C_1 = (0.35 \sim 0.6)n, \quad (10)$$

$$C_2 = (1.0 \sim 3.0)n. \quad (11)$$

n 为投入的加热器数 ($n = 1, 2, 3$), 通过实验得出了转换条件:

$|e| > C_2$, 分段逼近 / Bang-Bang 控制,

$C_1 \leq |e| \leq C_2$, 神经网络控制,

$|e| < C_1$, PID 控制.

当设定温度 $\theta_m = 47^\circ\text{C}$, 地面温度 $\theta_d = 20.7^\circ\text{C}$, 室内初始空气温度与环境温度相同 $\theta_0 = 28.5^\circ\text{C}$, $n = 3, C_1 = 1.05, C_2 = 4.0$, 室内负荷 20 t 时; 升温为 Bang-Bang 控制, NNC 为 $40 \sim 50^\circ\text{C}$ 区间已训练网

络, $T=2$ s, 采用继电反馈法^[1]求得 PID 参数初值, 经 NNPID 过程得到: $K_p = 6.67\%$, $T_i = 570$ s, $T_d = 180$ s.

图5中给出了传统PID控制和本文提出的三段式控制策略的控制效果对比. 结果表明, 本控制策略优于传统PID控制, 可使系统超调限制在 1.0°C 之内, 控制精度可达 0.2°C .

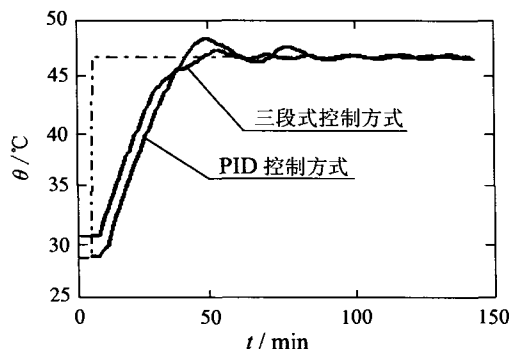


图5 实际控制曲线

Fig. 5 Real time control result

4 结论(Conclusion)

本文针对大容积环境温度模拟系统的控制难点, 充分利用神经网络和PID控制各自的优势, 提出了三段式控制策略, 经过对系统的实际控制, 证明该策略控制精度高, 具有较强的稳定性和鲁棒性, 此方法也适用于其它非线性、大时间常数、慢时变的被控过程.

参考文献(References):

- [1] HANG C C, ASTROM K J, WANG Q G. Relay feedback auto-tuning of process controllers -a tutorial review [J]. *J of Process Control*, 2002, 12(1): 143 - 162.
- [2] SWINIARSKI R W. Neural network based self-tuning PID controller with fourier transformation of temporal patterns

[C]// *Industrial Electronics Society of IEEE, 16th Annual Conference of IEEE*. New York: IEEE Press, 1990: 1227 - 1232.

- [3] 张邦礼, 叶仲泉, 杨映林, 等. 基于动态神经网络的人工环境自适应控制[J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 1996, 19(4): 16 - 22.
(ZHANG Bangli, YE Zhongquang, YANG Yinglin, et al. Adaptive control of artificial environments based on dynamic neural networks[J]. *J of Chongqing University (Natural Science Edition)*, 1996, 19(4): 16 - 22.)
- [4] 阮大伟, 陈晓燕. 关于神经网络系统在电阻炉温度控制中的应用[J]. *东北电力学院学报*, 2001, 21(3): 15 - 18.
(RUAN Dawei, CHEN Xiaoyan. Research and application of expert system and neural networks in resistance furnace temperature control[J]. *J of Northeast China Institute of Electric Power Engineering*, 2001, 21(3): 15 - 18.)
- [5] 赵弘, 周瑞祥, 林廷圻. 基于Levenberg-Marquardt算法的神经网络监督控制[J]. *西安交通大学学报*, 2002, 36(5): 523 - 527.
(ZHAO Hong, ZHOU Ruixiang, LIN Tingqi. Neural network supervised control based on Levenberg-Marquardt algorithm[J]. *J of Xi'an Jiaotong University*, 2002, 36(5): 523 - 527.)
- [6] 孟令柏, 姬晓飞, 申东日, 等. 滞后不确定系统的无辨识自适应智能控制方法[J]. *自动化技术与应用*, 2003, 3(22): 10 - 12.
(MENG Lingbai, JI Xiaofei, SHEN Dongri, et al. A identification-free adaptive intelligent control for uncertain systems with time-delay[J]. *Techniques of Automation & Applications*, 2003, 3(22): 10 - 12.)

作者简介:

张 强 (1954—), 男, 高级工程师, 博士研究生, 主要研究方向为检测与控制技术, 神经网络, 汽车运用工程, E-mail: zhq02@126.com;

冯树兴 (1966—), 男, 高级工程师, 主要研究方向为检测与控制技术, 内燃机工程, 智能PID技术;

岳巍强 (1976—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为检测与控制技术, 神经网络, 智能PID技术.