

改进的单神经元自适应控制系统在 MCGS 中的应用^①

邓 肖, 刘宗玲, 胡慕伊

(南京林业大学江苏省制浆造纸科学与技术重点实验室, 南京, 210037)

摘 要: 对于现代工业控制中的一些具有时变的、大时滞、非线性的复杂系统, 常规的 PID 算法难以整定 PID 参数, 因而难以达到预期的控制效果. 本文在 MCGS 组态软件的实验平台上实现常规 PID 算法和单神经元自适应 PID 算法分别在线性和非线性的系统的控制. 实验结果表明, 在线性系统和非线性系统中单神经元自适应 PID 控制算法都具有更好的稳定性和动态性能.

关键词: PID 控制器; 单神经网络; 自适应控制

Application of Improved Single Neuron Adaptive Control System Based on MCGS

Deng Xiao, Liu Zong-Ling, Hu Mu-Yi

(Jiangsu Provincial Key Lab of Pulp and Paper Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: To some time-varying, large time delay, nonlinear complex systems in Modern industrial control system, it is difficult for the conventional PID algorithm to set the PID parameters. So that it is more difficult to achieve the desired results. The article realizes the conventional PID algorithm and single neuron adaptive PID algorithm in the linear and nonlinear system control respectively based on the experiment platform of the MCGS. The experimental results show that the single neuron adaptive PID control algorithm in linear system and nonlinear system has better stability and dynamic performance.

Keywords: the PID controller; single neuron network; adaptive control

目前我们研究的控制系统可以大致分为线性系统和非线性系统两大类^[1]. 经过几代人的努力, 目前对线性系统的分析与设计已形成了一套完整的理论体系, 经典控制理论所涉及的对象是线性系统, 随着对系统本质的进一步研究和认识的进一步深入, 系统的非线性因素已不容忽略, 而且随着对系统控制的精度、稳定性及适应能力的更高要求, 传统的控制理论和控制方法已无法胜任. 实际上, 大部分被控对象都具有非线性特性, 所以我们需要把先进控制运用到控制系统中来解决实际问题.

根据非线性系统的特性, 以 THJS-3 型非线性三容水箱对象系统实验装置为依托, 运用 MCGS 软件为平台, 将单神经元应用于非线性系统的控制中, 实现对

非线性系统的控制, 取得了较好的实验结果.

1 实验系统

THJS-3 型非线性三容水箱对象实验装置^[2]有液位水箱、加热罐、储水箱、非线性物体及管阀门组成, 水箱和加热罐都有传感器、变送器. 信号传输协议为 PROFIBUS 协议. 本实验的被控对象是对中水箱的液位控制.

MCGS 软件系统包括组态环境和运行环境两个部分. 组态环境相当于一套完整的工具软件, 帮助用户设计和构造自己的应用系统. 运行环境则按照组态环境中构造的组态工程, 以用户指定的方式运行, 并进行各种处理, 完成用户组态设计的目标和功能. MCGS 系统图如图 1 所示.

^① 基金项目: 江苏省制浆造纸科学与技术重点实验室开放基金(201010)

收稿时间: 2013-11-03; 收到修改稿时间: 2013-11-28

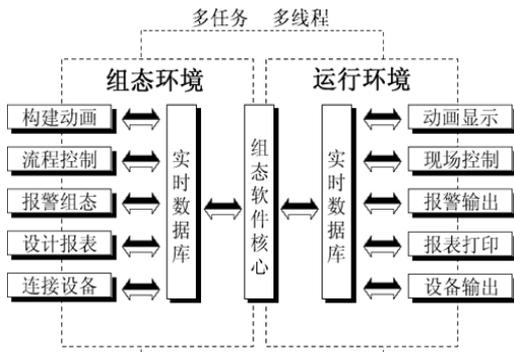


图 1 MCGS 系统图

2 被控对象

由于非线性容积水箱液位数学模型如图 2 具有更高阶导数, 比较复杂, 所以本实验为复杂控制系统以及高级算法研究提供了条件.

控制器手动操作量

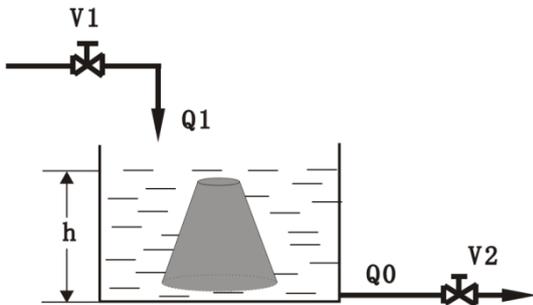


图 2 非线性容积水箱模型

实验设定水箱的进水流量为操纵变量, 水箱的液位作为被控变量. Q_1 为进水流量, Q_0 为出水流量, h 为水箱液位值.

3 单神经元自适应PID控制系统

3.1 单神经元的控制算法

利用神经元权值的调整可实现在线实时整定参数, 但对于复杂过程和参数慢时变系统难以进行有效控制^[3]. 单神经元控制的结构如图 3 所示.

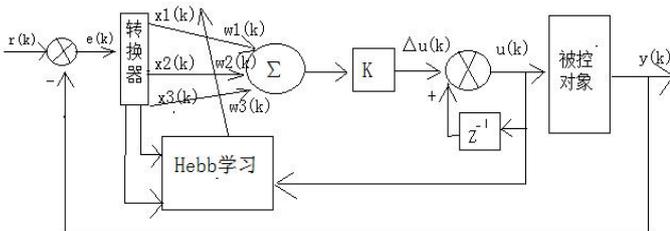


图 3 单神经元自适应 PID 控制器

图中转换器的输入为设定值 $r(k)$ 和输出 $y(k)$; 转换器的输出为神经元学习控制所需要的状态量 x_1, x_2, x_3 .

$$X_1(k) = r(k) = y(k) = e(k) \quad (1)$$

$$X_2(k) = \Delta e(k) \quad (2)$$

$$X_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \quad (3)$$

$Z(k) = X_1(k) - r(k) - y(k) = e(k)$, 为性能指标或递进信号. 图 3 中 K 为神经元的, $K > 0$. 神经元通过关联搜索来产生控制信号, 即

$$u(k) = u(k-1) + k \sum_{i=1}^3 \omega_i(k) x_i(k) \quad (4)$$

式中, $\omega_i(k)$ 对应于 $x_i(k)$ 的加权系数. 单神经元自适应控制器正是通过加权系数调整来实现自适应、自学习功能的. 本文研究的是采用有监督的 Hebb 学习规则的单神经元自适应 PID 控制方案. 控制算法及学习算法为^[4]:

$$u(k) = u(k-1) + k \sum_{i=1}^3 \omega'_i(k) x_i(k) \quad (5)$$

$$\omega'_i(k) = \omega_i(k) / \sum_{i=1}^3 |\omega_i(k)| \quad (6)$$

$$\omega_1(k) = \omega_1(k-1) + \eta_I z(k) u(k) x_1(k) \quad (7)$$

$$\omega_2(k) = \omega_2(k-1) + \eta_P z(k) u(k) x_2(k) \quad (8)$$

$$\omega_3(k) = \omega_3(k-1) + \eta_D z(k) u(k) x_3(k) \quad (9)$$

式中: $x_1(k) = e(k)$, $x_2(k) = e(k) - e(k-1)$, $x_3(k) = \Delta^2 e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)$, $Z(k) = e(k)$, η_I 、 η_P 、 η_D 为比例、积分、微分学习速率, w_1 、 w_2 、 w_3 相当于比例系数、积分系数、微分系数, K 为神经元比例系数. 采用不同的学习速率, 即各种形式的控制的强弱不同, 以便于根据需要不断得修正各加权系数. 尽管式 2-8 中权系数的修改算法是根据神经元的学习原理而得到的, 但是根据实际控制效果发现权系数的修改与 $e(k-2)$ 关系很小, 并且由于 $e(k-2)$ 的存在造成计算量明显增大, 同时收敛速度减慢很多. 实际的控制中与常规 PID 控制相比较而言采用神经元控制的并不多, 因此, 要应用神经元控制就必须对式 2-8 进行改进^[5].

在大量工程实际应用中, 人们通过实践总结出 P、I、D 三个参数的在线学习修正主要与 $e(k)$ 和 $\Delta e(k)$ 有关, 基于此可以将上述单神经元自适应控制算法中的加权

系数学习修正部分作些修改,即将 $\omega_i(k)$ 中的 $x_i(k)$ 改为 $e(k)+\Delta e(k)$,改进后的算法变得更简单,计算速度和收敛速度也加快了,更好地满足实时控制的要求,使神经元控制能得到更广泛应用^[6]. 改进后的算法如下:

$$u(k) = u(k-1) + k \sum_{i=1}^3 \omega'_i(k) x_i(k) \quad (10)$$

$$\omega'_i(k) = \frac{\omega_i(k)}{\sum_{i=1}^3 |\omega_i(k)|} \quad (11)$$

$$\omega_1(k) = \omega_1(k-1) + \eta_I z(k) u(k) (e(k) + \Delta e(k)) \quad (12)$$

$$\omega_2(k) = \omega_2(k-1) + \eta_P z(k) u(k) (e(k) + \Delta e(k)) \quad (13)$$

$$\omega_3(k) = \omega_3(k-1) + \eta_D z(k) u(k) (e(k) + \Delta e(k)) \quad (14)$$

式中, $\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$, $z(k) = e(k)$.

采用上述改进算法后,权系数的在线修正就不完全是根据神经网络学习原理,而是参考实践经验制定的.

3.2 单神经元自适应 PID 控制器学习算法可调参数的选取规律

上述单神经元控制器学习算法的运行效果与可调参数 η_P 、 η_I 、 η_D 、 k 的选取有很大的关系. 通过大量实例仿真和实际控制结果,总结出参数调整规律.

(1)初始加权系数 w_1 、 w_2 、 w_3 可以任意选取.

(2)K 值的选取: 一般 k 值偏大将引起系统响应超调过大,而 k 值偏小则使过渡过程加长. 因此,可先确定一个增益 k ,再根据实验结果进行调整.

(3)学习速率 η_P 、 η_I 、 η_D 的选择: 由于采用了规范化学习算法,学习速率可取得比较大若此时过程从超调趋向平稳的时间太长,可增加 η_P 、 η_I ; 若超调迅速下降而低于给定值,此后又缓慢上升到稳态的时间太长,则可减少 η_P ,增强积分项的作用. 对于大时延系统,为了减少超调, η_P 、 η_D 应选得大一些.

4 实验内容与结果

利用 MCGS 软件开发的监控系统具有结构简单,成本低,容易维护等优点,扩展性强,即可通过某些软硬件的扩充,实现多个参数的检测和控制. 在 MCGS 脚本程序中编辑单神经元网络程序,实现 MCGS 软件与复杂的先进算法的完美结合.

4.1 实验结果

第一步,当水箱中没有加入非线性物体,被控变量液位变量为线性,用常规 PID 对水箱液位进行控制.

检查无误后,进入运行界面,点击运行进入水箱液位的监控界面,给调节阀手动设定一个输出值 40%,待液位稳定后. 打开电动调节阀,打开水泵,此时液位缓慢上升,并最终稳定在 19.9cm.

(1)用衰减曲线法整定常规 PID 参数

设置如下参数值: 比例系数 p : 80, 积分时间 t_i : 3000s, 微分时间 t_d : 0. 液位第一次稳定在 19.9cm 处,分别增加给定值 3cm 作为干扰,点击开始实验. 观察液位曲线,由大到小改变比例系数,直至过渡过程曲线出现 4:1(或有明显的三个峰)为止. 待比例系数整定完后,接着整定积分时间,按上述加干扰,最终整定后,比例系数 45,积分时间 40s,得出的衰减曲线如图 4.

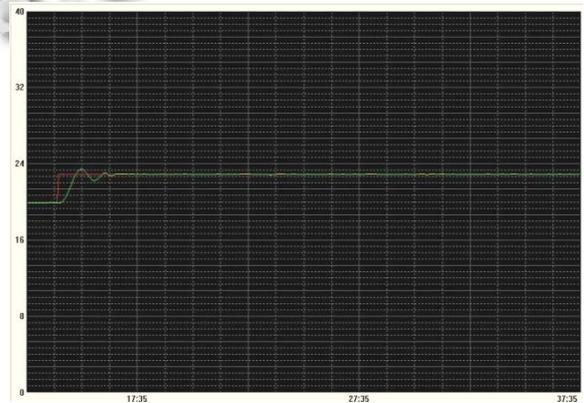


图 4 常规 PID 对线性液位的控制曲线

(2)整定神经元各参数. 液位稳定在 19.9cm 处,先将神经元比例系数置于 0.1, x_{itep} 设为 0.1, x_{itei} 和 x_{ited} 都设为 0. 单击实验开始,给定值增加 3cm 作为干扰,观察过渡过程,直到出现无余差的单调的过渡过程,且系统在干扰加入后能很快达到稳定,记下各参数值. 单神经元的部分程序如下:

$wkp = wkp_1 + x_{itep} * ei * op11 * (2 * ei - ei1)$ ‘比例加权系数 wkp , x_{itep} 为比例学习速率; $x_{itep} * ei * op11 * (2 * ei - ei1)$ 为根据对象需要加权系数的调整量’

$wki = wki_1 + x_{itei} * ei * op11 * (2 * ei - ei1)$ ‘加权系数 wki , x_{itei} 积分学习速率’

$wkd = wkd_1 + x_{ited} * ei * op11 * (2 * ei - ei1)$ ‘加权系数 wkd , x_{ited} 微分学习速率’

.....

$q0 = w11 * (ei - ei1)$ ‘ $q0$ 比例作用’

$q1 = w22 * ei$ ‘ $q1$ 积分作用’

$q2=w33*(ei-2*ei1+ei2)$ ‘q2 微分作用’
 $mx=q0+q1+q2$ ‘控制器输出增量’
 $op1=op11+k*mx$ ‘控制器输出值 op1,

若过渡过程偏慢,可不断增加神经元比例系数. 整定运行最终得到参数值 $xitep:40;xitei:0.3;k:20$

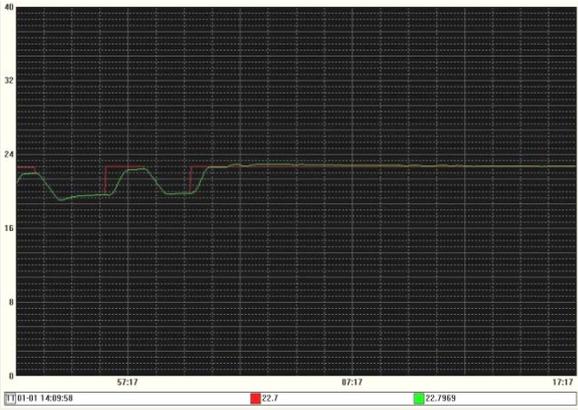


图 5 单神经元自适应 PID 过渡曲线

第二步,在 PID 参数不变的条件下,加入非线性物体(本实验加入锥形体).待液位稳定以后,单击开始实验按钮,给定值变化 3cm 作为干扰,常规 PID 控制曲线如图 6;单神经网络控制如图 7.

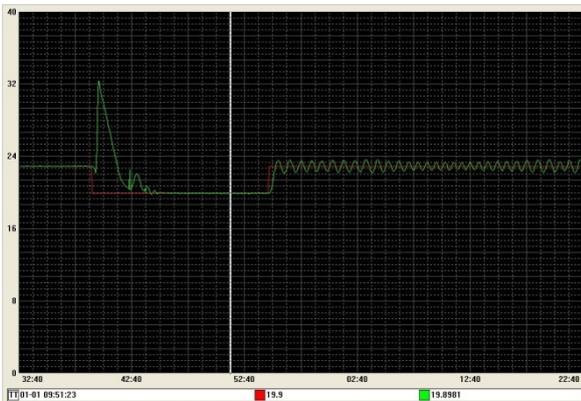


图 6 加入非线性物体后,常规PID控制效果曲线

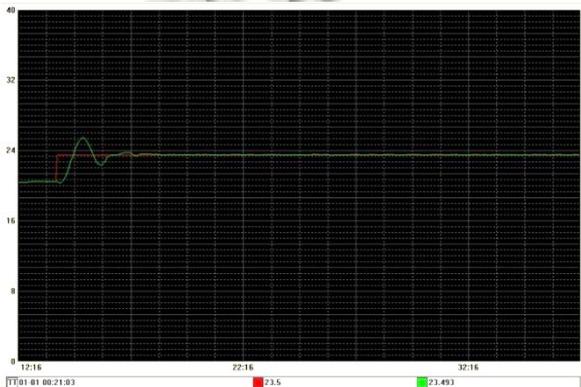


图 7 单神经元自适应 PID 加入非线性后的控制曲线

4.2 实验数据对比

线性液位对象加干扰后的过渡过程动态性能及小结

	PID 参数	单神经元自适应 PID 参数
动态性能指标	P: 45;I: 40	Ixitep:40;xitei:0.3;K:20
上升时间 tr(s)	30	20
峰值时间 tp(s)	65	无
调节时间 ts(s)	111	52
超调量 σ(%)	17.2	无
衰减比	5:1	无

通过上述两个实验结果的对比,得出结论:对于一般的线性对象,采用单神经元自适应 PID 控制,加入干扰后,过渡过程无超调,过渡过程所需时间比采用常规的 PID 控制更短,控制精度更高,过渡过程更稳定,收敛性、鲁棒性更好.

非线性对象(即加入非线性物体)加干扰后的过渡过程动态性能及小结

	PID 参数	单神经元自适应PID参数
动态性能指标	P: 45;I: 40	xitep:40;xitei:0.3;k:20
上升时间 tr(s)	15	20
峰值时间 tp(s)	42	75
调节时间 ts(s)	∞	120
超调量 σ(%)	23.4	54.3
衰减比	1:1	∞

非线性液位对象采用常规的 PID 控制,加入干扰后,过渡过程呈等幅振荡如图 5,控制质量较差.但采用单神经元自适应 PID 控制,过渡过程出现一个峰值,超调量为 54.3%,但系统很快就能稳定,调节时间为 120s,上升时间为 75s,过渡过程的动态性能非常好,响应速度快、鲁棒性强.

5 结论

实验证明采用有监督的Hebb学习规则的改进的单神经网络通过加权系数调整来实现自适应、自学习功能,系统具有良好的动静态性能,能对非线性液位进行有效控制,具有一定的应用推广前景.

参考文献

- 1 刘尚. SISO 非线性系统的 PID 神经网络自适应逆控制[硕士学位论文].沈阳:东北大学, 2008:1
- 2 北京昆仑通态自动化科技有限公司.MCGS 用户指南.北京, 2005
- 3 张良杰等.智能控制的模糊神经技术的研究与展望.电子学报,1995,(8)
- 4 张建民,王涛,王忠礼.智能控制系统及应用.北京:机械工业出版社, 1995
- 5 陶永华,尹怡欣,葛芦生.新型 PID 控制及其应用.北京:机械工业出版社,1998:50-53
- 6 刘金琨.先进 PID 控制 MATLAB 仿真(第 3 版).北京:电子工业出版社, 2011:302

www.c-s-a.org.cn

www.c-s-a.org.cn