

# 单神经元 PID 控制仿真与实现研究

鲁 博<sup>1</sup>, 张寿明<sup>2</sup>, 冯欣怡<sup>3</sup>, 郭英英<sup>1</sup>

(1. 陕西科技大学镐京学院 咸阳市人工智能重点实验室, 陕西 西安 712046;

2. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650093;

3. 西安工商学院 计算机学院, 陕西 西安 710032)

**摘要:**经典 PID 控制参数整定方法繁琐并且容易对设备造成损伤, 此外, 当系统对象存在非线性、环境变化或者其他因素时, 系统的稳定性和响应速度也会受到一定的影响。为了解决这些问题, 该文引入神经网络与 PID 控制方法相结合, 控制对象选择双容水箱, 对系统进行多次仿真、对比, 然后提出神经网络控制仿真参数设置方法, 进而将神经网络 PID 控制算法应用于实际控制系统中, 实验证明该创新方案不仅解决了 PID 控制方法存在的问题, 还找到了一个低成本的升级方案, 为控制系统提供了重要的技术支持。

**关键词:** PID 控制; 神经网络; 智能; 低成本

**中图分类号:** TP27

**文章编号:** 1000-0682(2024)01-0003-06

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.01.001

## Research on simulation and implementation of single neuron PID control

LU Bo<sup>1</sup>, ZHANG Shouming<sup>2</sup>, FENG Xinyi<sup>3</sup>, GUO Yingying<sup>1</sup>

(1. Haojing College, Shaanxi University of Science and Technology, Shaanxi Xi'an 712046, China;

2. Kunming University of Science and Technology, Yunnan Kunming 650093, China;

3. Xi'an Institute of Technology, Shaanxi Xi'an 710032, China)

**Abstract:** The classical PID control parameter tuning method is cumbersome and easy to cause damage to the equipment. In addition, when the system object has nonlinear, environmental changes or other factors, the stability and response speed of the system will be affected to some extent. In order to solve these problems, this paper introduces the combination of neural network and PID control method, the control object is selected two-capacity water tank, the system is simulated and compared several times, and then the neural network control simulation parameter setting method is proposed, and then the neural network PID control algorithm is applied to the actual control system. The experiment proves that this innovative scheme not only solves the problems of PID control method, but also finds a low-cost upgrade scheme, which provides important technical support for the control system.

**Keywords:** PID control; neural network; intelligence; low cost

## 0 引言

在工业生产中, 自动控制系统的先进性对一个

国家的工业发展前景至关重要。目前, 我国超过 90% 的设备系统都采用 PID 控制技术<sup>[1]</sup>, 但对于这种方法, 多数设计和应用人员只具有模糊的理解。在生产过程中, 调试工作相对复杂, 并且效果并不尽如人意。随着工业环境变得越来越复杂, 被控对象以及环境等因素常常发生变化。由于经典 PID 控制的调节能力有限, 在这种情况下, 很难实现理想的控制效果。而神经网络技术具备非线性映射、自学习自组织能力以及良好的跟踪性能<sup>[3]</sup>。同时, 由于双

收稿日期: 2023-08-12

基金项目: 陕西省科研计划项目 (No. 21JK0554)

第一作者: 鲁博 (1982—), 男, 汉族, 陕西咸阳人, 讲师, 主要研究领域为智能控制。E-mail: lubo@stu.kust.edu.cn

通信作者: 张寿明 (1965—), 男, 白族, 云南昆明人, 教授, 硕士生导师, 主要研究领域为复杂工业控制。

容水箱可以完成温度、流量、液位、压力等变量控制,同时可以完成多变量等控制任务<sup>[7-8]</sup>。在此项研究工作中,汪玉凤等人通过 OPC 工业技术规范标准,实现安装 MATLAB 软件的 PC 机和组态王的 PC 机通过 OPC 通讯,为对工业过程进行集中监视管理和分布控制,提出了多计算机的可数据共享的网络 OPC 技术,并以单片机进行温度控制的温度监控系统为例,说明组态王软件与 MATLAB7.0 之间通过网络 OPC 实现数据交换的方法<sup>[10]</sup>。石建国等人通过 DDE 技术实现组态王与 MATLAB、VB 应用程序之间数据交换,实验表明“VB 将 PLC 外部设备状态信息进行采集处理,通过 DDE 技术将所采集信息在组态王中以可视化界面显示输出,完成对外部设备监控。同时,通过 MATLAB 对组态王进行 PID 控制算法设计。实践证明该方案有很强的实时性<sup>[11]</sup>。Patil Sanjay R. 等人提出了一种利用神经网络(NN)预测控制器来控制流量回路中试装置动态的先进控制策略<sup>[12]</sup>。Yang Taoqing 等人设计了一种改进型神经网络(INN)比例-积分-微分(PID)控制器(INN-PID),仿真结果表明,INN-PID 控制器在控制精度和调节时间方面具有很好的优势<sup>[13]</sup>。所提出的基于深度学习的 PID 控制器应用于双容水箱控制系统。这证实了实时复杂过程的可行性和实际应用性<sup>[14]</sup>,神经网络控制一直进行着。

该文以双容水箱作为研究对象,以此代表工业中的大多数被控对象,并以建模误差、外部干扰和内部干扰等问题作为研究重点,探讨将神经网络智能控制方法仿真与应用,探索简单而实用的低成本升级方案,结果表明,神经网络 PID 具有可行性和实际应用优越性。

## 1 系统模型

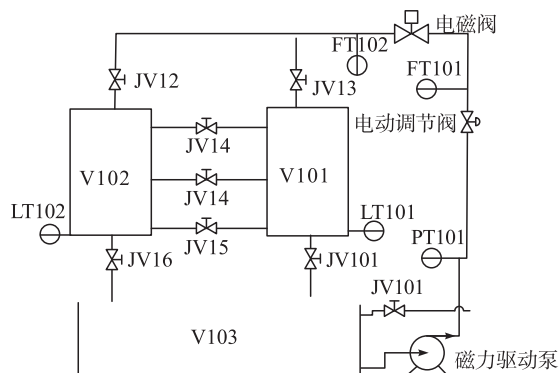


图 1 控制系统结构图

该文以教学设备双容水箱为控制对象,其结构

模型如图 1 所示,设输入量为水箱 V101 的输入流量  $Q_{1m}$  (mL/s) 的控制量  $u$  (V), 输出量为水箱 V102 的液位高度  $h_3$  (cm)。

水箱 V101 的物料平衡方程为:

$$\frac{dh_1}{dt} = \frac{1}{A} (Q_{1m} - Q_{13}) \quad (1)$$

水箱 V102 的物料平衡方程为:

$$\frac{dh_3}{dt} = \frac{1}{A} (Q_{13} - Q_{3out}) \quad (2)$$

式中:

$$Q_{1m} = k_u u \quad (3)$$

$$Q_{13} = k_{13} \sqrt{h_1 - h_3} \quad (4)$$

$$Q_{3out} = k_3 \sqrt{h_3} \quad (5)$$

其中:  $A$  为水箱的横截面积;  $k_u$  是决定于阀门特性的系数, 可以假定它是常数, 它的值在一阶对象的研究中已经算出;  $k_{13}$  和  $k_3$  是与负载阀门开度有关的系数, 在固定不变的开度下, 可视其为常数。将  $A$ 、 $Q_{13}$ 、 $Q_{in}$  代入式(1), 得:

$$\frac{dh_1}{dt} = \frac{1}{A} (k_u u - k_{13}) \sqrt{h_1 - h_3} \quad (6)$$

将式(4)和式(5)代入式(2), 得:

$$\frac{dh_3}{dt} = \frac{1}{A} (k_{13} \sqrt{h_1 - h_3} - k_3 \sqrt{h_3}) \quad (7)$$

根据平衡方程的增量形式, 导出二阶微分方程如下:

$$T_1 T_3 \frac{d^2 h_3}{dt^2} + (T_1 + T_3) \frac{dh_3}{dt} + (1 - r) h_3 = r k_u R_{13} u \quad (8)$$

对式(8)进行拉普拉斯变换, 并由托里切利流量公式计算水槽的排水量, 求出  $k_{13}$  及  $k_3$ , 由水箱的横截面积  $A = 154 \text{ cm}^2$ 、水箱 V101 与水箱 V102 之间的连接阀的流量系数为 0.5, 对水箱 V102 泄水阀的流量系数, 在控制过程中将其置于全开状态取为 1 时阀门的横截面积  $0.5 \text{ cm}^2$ ;  $g$  为重力加速度取  $9.8 \text{ m/s}^2$ 。

控制过程中取水箱 V101 的起始液位为 3 cm, 取水箱 V102 的起始液位为 1 cm, 对水箱 V102 进行液位初始化, 水箱 V102 的目标液位定为 6 cm。将以上参数代入进行拉普拉斯变换, 可得到传递函数为:

$$G(S) = \frac{0.65}{44.4S^2 + 51S + 0.7}$$

应用 Transfer function, 将对象函数进行离散, 结果为:

$$\frac{7.292e - 0.00073z + 0.00073}{z^2 - 1.989z + 0.9886}$$

将离散方程转化为差分方程(取 Sampling time:

0.01), 结果为:

$$\frac{0.00073z + 0.00073}{z^2 - 1.989z + 0.9886}$$

即:

$$\frac{y(z)}{u(z)} = \frac{0.00073z + 0.00073}{z^2 - 1.989z + 0.9886}$$

上下同处于  $z$  的平方, 使次数为负:

$$y(z)z^{-2} - 2y(z)z^{-1} + y(z) = 0.007u(z)z^{-1} + 0.007u(z)z^{-2}$$

接着十字相乘, 将  $z$  的幂次形式改写成差分形式:

$$y(z)z^{-2} - 2y(z)z^{-1} + y(z) = 0.007u(z)z^{-1} + 0.007u(z)z^{-2}$$

$$y(k) - 2y(k-1) + y(k-2) = 0.007u(k-1) + 0.007u(k-2)$$

## 2 神经网络 PID 控制

该文基于神经网络和 PID 控制方法的融合, 提出了一种神经网络 PID 控制方法, 如图 2 所示。该方法结合了神经网络的自学习功能和 PID 控制的稳定调节特性, 使系统具备了自适应的能力并实现了非线性调整。

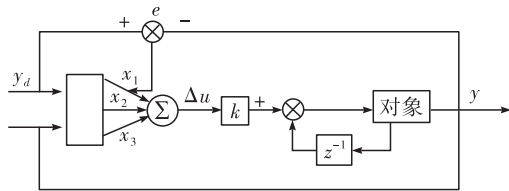


图 2 单神经元 PID 控制系统

由图 2 可知, 系统中:

$$\Delta u(k) = k[w_1(k)(e(k) - e(k-1)) + w_2(k)e(k) + w_3(k)(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2))] \quad (9)$$

其中:

$$x_1(n) = e(n) - e(n-1) \quad (10)$$

$$x_2(n) = e(n) \quad (11)$$

$$x_3(n) = e(n) - 2e(n-1) + e(n-2) \quad (12)$$

神经网络控制采用调整权重系数的方法来实现, 权重系数根据有监督的 Hebb 学习规则进行调整, 从而得到学习算法:

$$u(k) = u(k-1) + K \sum_{i=1}^3 w'_i(k)x_i(k) \quad (13)$$

$$w'_i(k) = w_i(k) / \sum_{i=1}^3 |w_i(k)| \quad (14)$$

误差的二次性能指标:

$$J = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)] \quad (15)$$

权值的修正应该沿负梯度方向搜索, 为使性能指标最小, 故有:

$$\begin{aligned} v(k) &= v(k-1) - n \frac{\partial J}{\partial v(k) \partial u(k)} \\ &= -e(k) \Delta \frac{\partial y}{\partial u} \Delta x(k) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} w_1(k) &= w_1(k-1) + \eta_1 e(k) u(k) x_1(k) \\ w_2(k) &= w_2(k-1) + \eta_p e(k) u(k) x_2(k) \\ w_3(k) &= w_3(k-1) + \eta_D e(k) u(k) x_3(k) \end{aligned} \quad (17)$$

其中:

$$\begin{aligned} x_1(k) &= e(k); x_2(k) = e(k) - e(k-1) \\ x_3(k) &= \Delta^2 e(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \\ z(k) &= e(k) \end{aligned} \quad (18)$$

应用无监督 hebb 学习规则进行调整, 其学习算法为:

$$\begin{aligned} w_1(k) &= w_1(k-1) + \eta_1 u(k) x_1(k) \\ w_2(k) &= w_2(k-1) + \eta_p u(k) x_2(k) \\ w_3(k) &= w_3(k-1) + \eta_D u(k) x_3(k) \end{aligned} \quad (19)$$

应用有监督 delta 学习规则进行调整, 其学习算法为:

$$\begin{aligned} w_1(k) &= w_1(k-1) + \eta_1 e(k) x_1(k) \\ w_2(k) &= w_2(k-1) + \eta_p e(k) x_2(k) \\ w_3(k) &= w_3(k-1) + \eta_D e(k) x_3(k) \end{aligned} \quad (20)$$

应用改进型权值修正算法, 其学习算法为:

$$\begin{aligned} w_1(k) &= w_1(k-1) + \eta_1 e(k) u(k) (e(k) + \Delta e(k)) \\ w_2(k) &= w_2(k-1) + \eta_p e(k) u(k) (e(k) + \Delta e(k)) \\ w_3(k) &= w_3(k-1) + \eta_D e(k) u(k) (e(k) + \Delta e(k)) \end{aligned} \quad (21)$$

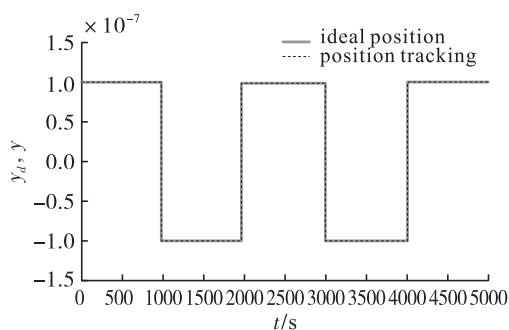
其中,  $\eta_1$ 、 $\eta_p$ 、 $\eta_D$  分别充当积分、比例、微分作用下的学习速率,  $K$  为神经元的放大比例运算系数。

### 2.1 系统参数选择及控制结果

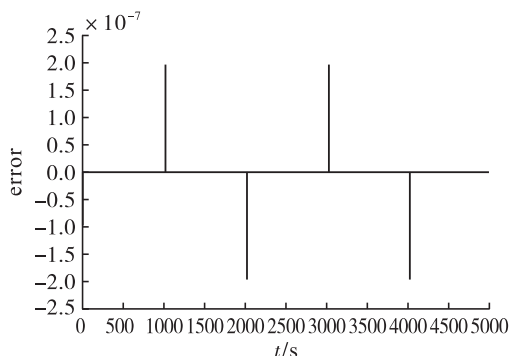
经过多次实验, 得到如下结论:

(1) 对于大时间系统, 仿真通过增加 PID 初值, 对系统输出结果基本没有影响;

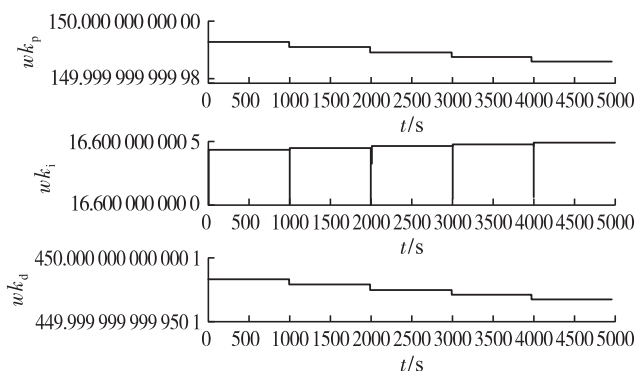
(2) 通过改进学习规则学习的单神经元控制, 参数  $K$  的调整对输出结果有影响 (因为他直接影响每次的 PID 参数大小), 其规律遵循 PID 参数对控制效果影响的规律,  $K$  小跟踪慢,  $K$  大跟踪快,  $K$  值太大则系统不稳定输出, 图 3 为经过多次试验  $K = 0.06$  时的输出。



(a) 控制跟踪响应



(b) 跟踪误差

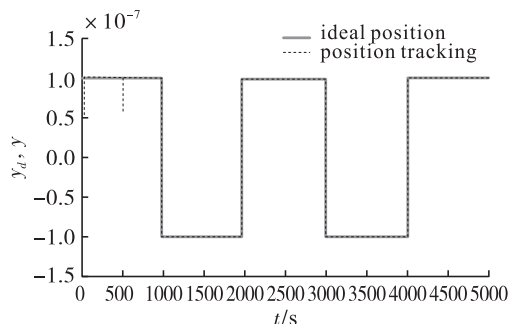


(c) PID 参数调整

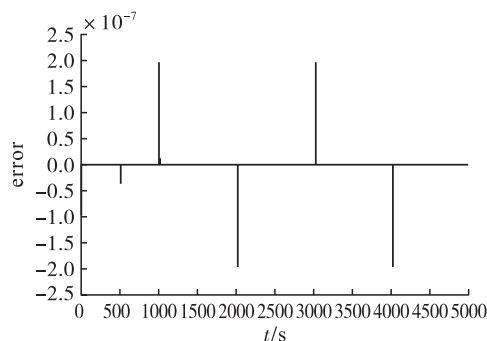
图 3  $K=0.06$  修正后单神经元 PID 控制结果

## 2.2 系统对象参数变化控制

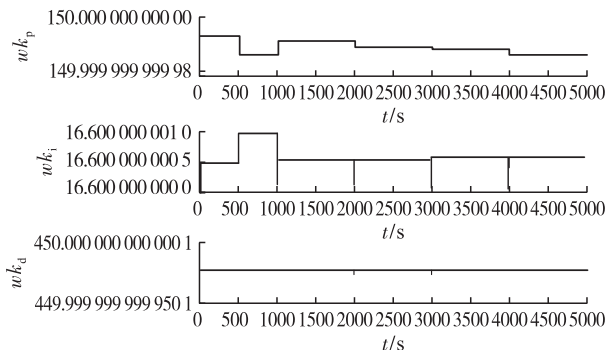
控制过程中,在  $t=500\text{ s}$  之前对象不变,在  $t=500\text{ s}$  在时改变对象,控制输出如图 4 所示。



(a) 控制跟踪响应



(b) 跟踪误差



(c) PID 参数调整

图 4 被控对象结构参数变化的神经元 PID 控制效果

通过控制效果可以发现,  $k_p$  和  $k_i$  参数都有一定变化,在  $T=500\text{ s}$ ,系统很好的跟踪了设定值。

总之,通过仿真可以得到以下结论,神经网络 PID 控制因其自身的非线性,使得控制具备较强的自适应性和自学习能力,无需人工手动调节参数,减轻了工程人员的负担,同时在干扰或者对象参数变化等异常情况,保证系统的快速稳定运行。

## 3 PID 控制与神经网络 PID 控制的实现

### 3.1 经典 PID 控制

根据任务需求,实验设备器材清单如表 1 所示。

表 1 实验设备器材清单

序号	器件名称	用途	类型
1	压力式/超声波式	有机玻璃水	AI
2	液位变送器	箱液位	AI
3	涡轮流量计	管道流量	AI
4	电磁流量计	管道流量	AI
5	电动调节阀	阀位控制	AO (4 ~ 20 mA)
6	变频器	水泵频率控制	AO (4 ~ 20 mA)
7	电磁阀	水路紧急切断	DO
7	S7-1200PLC	控制器	带信号板

控制过程中获得 PID 参数的方法通常包括经验法、Ziegler - Nichols、Cohen - Coon、自整定控制器等方法,这里根据实际情况用自整定控制器法,根据控制过程编写 PID 控制程序,Cyclic interrupt OB(主

所用参数	功能视图中的名称	在ID中的名称	项目起始值	赋值值	最大值	注释
组态参数	比例增益	$\dot{K}_r$ Ctrl_Gain	5.0			请输入比例增益
基本...	积分作用时间	$\dot{K}_r$ Ctrl_Ti	10.0	s		请输入积分作用时间
控...	微分作用时间	$\dot{K}_r$ Ctrl_Td	0.0			请输入微分作用时间
Imp...	微分延迟系数	$\dot{K}_r$ Ctrl_A	0.0			请输入微分延迟系数
过程...	比例作用权重	$\dot{K}_r$ Ctrl_B	0.514717			请输入比例作用权重
过...	微分作用权重	$\dot{K}_r$ Ctrl_C	0.0			请输入微分作用权重
过...	PID算法采样时间	$\dot{K}_r$ Ctrl_Cycle	0.0	s		请输入PID算法的采样时间
高级...	启用手动输入	$\dot{K}_r$ Ctrl_Switch	FALSE			启用手动输入PID参数
过...		$\dot{K}_r$ Ctrl_TypeSwitch				naming rule for Switch-CHR PID, 1-CHR PID
PW...		$\dot{K}_r$ Ctrl_TypeIR				turning rule for TRIM-CHR PID, don't use 2-CHR PID
输...	控制器结构	$\dot{K}_r$ PID				选择用于调节的控制器结构
调...	调式参数					

图 6 PID 自校正过程及获得的参数

从运行结果可以看到,此控制系统的上升时间  $t_r \approx 120 \text{ s}$ ,超调量  $\delta\% \approx 45\%$ ,调节时间  $t_s \approx 312 \text{ s}$ ,

### 3.2 神经网络 PID 控制

神经网络 PID 控制流程如图 8 所示,控制器定时中断采集液位,将液位值送给组态王,组态王将液位值与设定值比较得到误差,然后计算出 PID 参数及控制输出  $u$  值,将其传送给控制器,然后控制器输出控制值,控制值控制执行机构电动阀动作,实现对液位的精确控制。

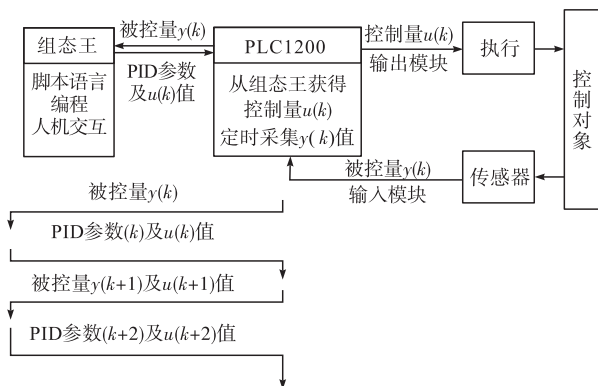


图 8 神经网络 PID 控制过程

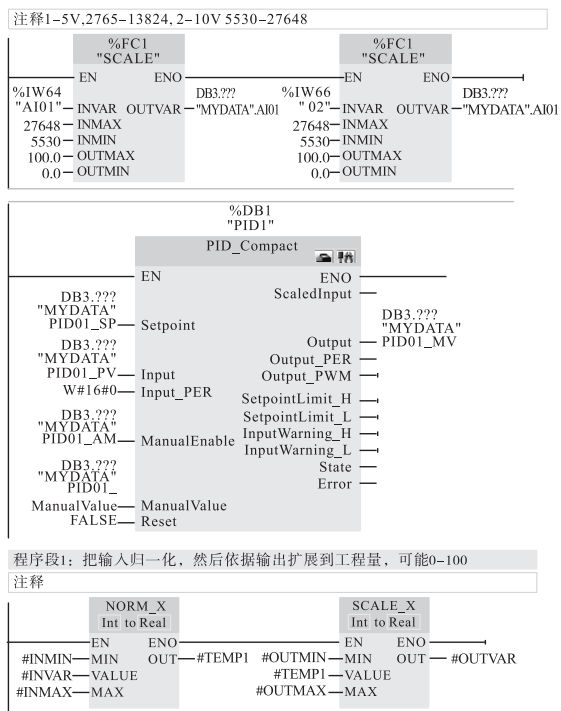
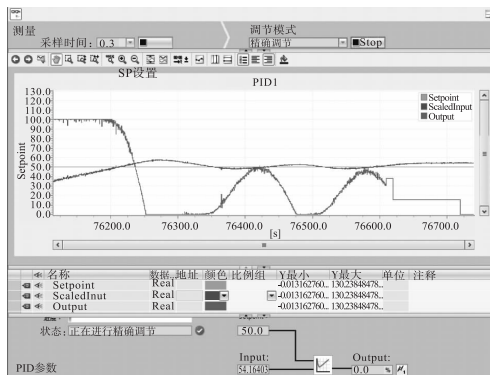


图 5 LAD 程序

PID 参数通过自校正后系统上传 PID 参数,同时可以转到 PID 参数,得到最有 PID 参数,从而可以获得比例增益为 5.0,积分作用时间为 10.0,为分延迟时间为 0.1,微分作用时间为 0.0。



### (a) 参数自整定



命令语言编程过程是在“显示”中设置神经网络 PID 控制初始化参数,在画面“存在”中每隔 1000 ms 循环一次,计算新的权值、PID 参数以及控制输出值,系统控制过程的组态画面如图 9 所示。

通过对比可以发现系统控制稳定性比 PID 控制好;并且经过多次实验发现: $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  参数初值在小范围变化,对输出影响不大,但是取值太大时,容易使得系统震荡,同时,加权系数  $K$  在小范围变化对结果影响不大。

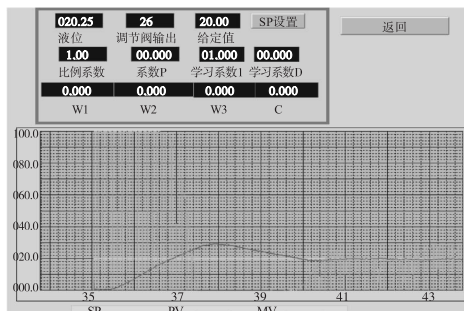


图 9 神经网络控制 PID 控制效果

为了测试此系统的抗干扰能力,特别在第 6 分钟和第 7 分钟将水箱 V101 的另一个出水阀 JV17 开一半和全开,发现液位稍有波动,但很快便稳定下来,系统控制的组态画面如图 10 所示,可知,系统动态性能中上升时间  $t_r \approx 108$  s,超调量  $\delta\% \approx 45\%$ ,调节时间  $t_s \approx 300$  s,此动态性能与 PID 控制基本相同,但系统稳定性很好,因系统输出有偏差时,可以不断的变换 PID 参数,系统小范围调节性能好,同时当系统对象发生变化时,神经网络系统能权值调节,随时改变 PID 参数,使系统快速稳定,即在电动调节阀满量程时差为 60 s 的过程控制中,神经网络表现出的最优品质是其稳定性好,抗干扰能力强。

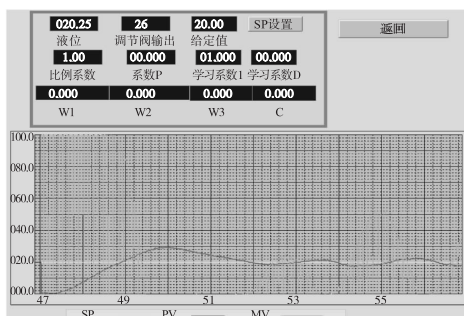


图 10 对象变化结构参数时神经网络 PID 控制效果

## 4 总结

相比经典 PID 控制,神经网络 PID 最重要优点是,神经网络 PID 的 PID 参数初值对控制效果影响不大,这意味着在控制过程中,不需要太多经验来完

成控制任务,节省工作量。此外,神经网络 PID 控制特别适用于精度和快速性要求较高、时间常数较大以及负载变化较快的强干扰环境下的系统。总之,神经网络 PID 控制投入应用,可以以较低成本升级现有 PID 控制,使控制更加方便、快速、准确和鲁棒。

### 参考文献:

- [1] 吴宏鑫. 工程实际中的控制理论和方法的研究与展望[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(12): 1627 - 1631.
- [2] 柴天佑. 工业过程控制系统研究现状与发展方向[J]. 中国科学, 2016, 46(8): 1013 - 1014.
- [3] 吴宏鑫, 常亚菲. 智能控制系统简述及研究构想[J]. 空间技术与应用, 2019, 45(4): 1 - 6.
- [4] 袁世通. 基于神经网络的非线性预测控制现状与发展[C]. 年燃煤发电清洁燃烧与污染物综合治理技术研讨会暨环保技术与装备专委会年会论文集. 上海: 知网数字出版技术股份有限公司, 2016: 66 - 72.
- [5] 丁锋, 徐玲, 刘喜梅. 传递函数辨识(1)阶跃响应两点法和三点法[J]. 青岛科技大学学报, 2018, 39(1): 1 - 14.
- [6] 林巍, 王亚刚. 串级控制系统闭环辨识及 PID 参数整定[J]. 控制工程, 2018, 25(1): 11 - 18.
- [7] 王志新, 谷云东, 王加银, 等. 双容水箱上的几种液位控制实验及被控对象的数学模型[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2006, 42(2): 126 - 130.
- [8] 王志新, 谷云东. 随机出入水双容水箱液位控制实验及被控对象的数学模型[J]. 化工自动化仪表, 2006, 33(2): 13 - 16.
- [9] 张晓莉, 杜文玉, 王毅璇, 等. 基于 PLC 系统的双容水箱液位控制[J]. 微型机与应用, 2017, 36(17): 1 - 4.
- [10] 汪玉凤, 王鑫. 基于组态王网络 OPC 的数据监控系统[J]. 仪表技术与传感技术, 2010(8): 52 - 53.
- [11] 石建国, 杨磊. 基于组态王的数据采集通信与控制系统设计[J]. 菏泽学院学报, 2018, 40(5): 11 - 16.
- [12] PATIL Sanjay R, AGASHE Sudhir D. Auto tuned PID and neural network predictive controller for a flow loop pilot plant[J]. Proceedings. Volume 72, Issue P3. 2023, 754 - 760.
- [13] YANG Taoqing, ZHENG Xia, XIAO Hongwei, et al. Drying Temperature Precision Control System Based on Improved Neural Network PID Controller and Variable - Temperature Drying Experiment of Cantaloupe Slices[J]. Plants (Basel, Switzerland). Volume 12, Issue 12. 2023, 2275 - 2295.
- [14] JEYARAJ Pandia Rajan. Nadar Edward Rajan Samuel, Real - time data - driven PID controller for multivariable process employing deep neural network[J]. Asian Journal of Control. Volume 24, Issue 6. 2022, 3240 - 3251.
- [15] 刘雪飞, 苏师师, 蒯亮, 等. 基于新型 PID 算法的整流罩空调控制系统研[J]. 电子技术应用, 2021, 47(12): 74 - 78.