

基于BP神经网络的PID控制器在渠道自动控制中的应用

王涛¹, 吴小钰¹, 曾红专¹, 韩丽屏²

(1. 深圳市南山区农业水务局, 广东 深圳 518059; 2. 深圳信息职业技术学院, 广东 深圳 518029)

摘要: 本文提出将基于BP神经网络的PID控制器应用于渠道自动控制中, 实现了渠道PID控制中参数的整定不依赖于渠道数学模型, 且能在线依据渠道系统的动态信息调整PID参数, 满足了实时控制的要求。应用Matlab软件的仿真结果表明, 采用基于BP神经网络PID控制器比常规PID控制, 渠道的运行响应加快, 水位超调减小, 适应性增强, 闸门的性能得到较大改善。

关键词: 渠道自动化; PID控制; BP神经网络; 实时控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

PID控制是控制中最常用的算法, 它具有直观、实现简单、可靠性高和鲁棒性好等优点, 但在PID控制中一个关键的问题就是PID参数整定, 传统的方法是在获取控制对象数学模型的基础上, 根据某一整定原则来确定PID参数, 然而对于渠道控制来说, 实际的渠道系统是一个复杂的非线性、不确定系统, 难于建立精确的数学模型, 而且模型参数随着渠道工作状况的改变而改变, 这就要求PID参数的整定不依赖于渠道数学模型, 且能适时依据渠道系统的动态信息调整PID参数。神经网络具有自适应、自学习、并行处理及较强的容错能力, 将神经网络应用于渠道PID控制过程^[1], 给控制赋予智能, 适时调整PID参数, 将使渠道系统具有较强的抗干扰能力和鲁棒性。

1 单渠池常规PID控制器

1.1 控制目标 道运行控制可简化为两节制闸门之间渠池的控制^[2]。考虑渠道快速反应及调蓄容积小等特点, 本文采用等容积控制方式, 即以渠池蓄水量不变作为控制目标。渠池中蓄水量的控制通过水位控制来实现。当流量变化时, 水面以渠池中点为枢轴转动, 如图1示, 控制加权中点水位 $Y=0.5Y_1+0.5Y_2$ (Y_1 、 Y_2 分别为上下游水位)不变, 以实现渠池蓄量不变。由于流体的特性, 控制过程中会出现壅水、跌水等过程而使控制存在一定的误差, 但控制中点水位不变基本可以保证蓄量不变。

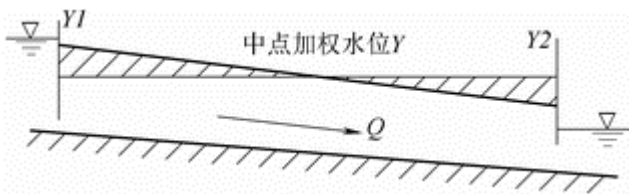


图1 等体积控制



图2 控制模型

1.2 控制模型 整个控制过程主要有3个模块(见图2): 控制模块(PID控制器)、过闸流量和上下游水位计

收稿日期: 2003-07-21

基金项目: 国家863计划课题(2001AA242111)

作者简介: 王涛(1978-), 男, 湖北襄樊人, 硕士, 主要从事灌排工程自动化方面的研究。

算模块。控制模块以给定目标水位和加权中点水位的为输入，经PID控制器^[3]输出闸门开度。在流量计算模块中，下游流量边界条件由用户需水要求得到，上游流量边界条件采用如下的过闸流量计算公式得到

$$Q = C_d ab\sqrt{2gh_o} \quad (1)$$

式中：Q为过闸流量(m³/s)；a为闸门开度(m)；b为闸门宽度(m)；h₀为上游水深(m)；C_d为流量系数。对于自由出流和淹没出流，流量系数有不同的取值。

在上下游水位计算模块中，结合上下游流量边界条件和初始条件，利用以水位和流量为自变量的圣维南方程组^[4]实时进行上下游水位计算，再把上下游加权中点水位反馈给控制模块进行控制操作，不停地调整边界条件，从而实现整个模型的动态求解。

2 基于神经网络的渠道运行PID控制器

常规PID控制算法简单、稳态性能好、可靠性高且易于实现，只要根据控制对象的数学模型正确设定参数K_p、K_i和K_d便可实现其作用。然而实际的渠道系统是一个复杂的非线性、不确定系统，难于建立精确的数学模型，而且模型参数随着渠道工作状况的改变而改变，这就要求在渠道PID控制中参数的整定不依赖于渠道数学模型，且能在线依据渠道系统的动态信息调整PID参数，以满足实时控制的要求。神经网络在理论上可以趋近任何非线性函数，具有自适应、自学习、并行处理及较强的容错能力，将神经网络应用于渠道PID控制，根据渠道运行状态变量，实时调整PID控制参数，将使渠道系统具有较强的抗干扰能力和鲁棒性。

2.1 单渠池运行控制 BP神经网络具有逼近任意非线性函数的能力，而且结构和学习算法简单明确。通过神经网络自身的学习，可以找到某一最优控制规律下的PID参数。如图1所示，基于BP神经网络的渠道PID控制系统由两部分组成：经典的PID控制器：直接对被控过程闭环控制得出闸门开度值；神经网络NN：根据被控制渠池实测中点加权水位与期望中点水位的偏差，由选定的学习算法实时整定PID控制器的控制参数，以期达到某种性能指标的最优化，即使神经网络输出层的输出对应PID控制器的3个可调参数K_p、K_i、K_d，通过神经网络自身的学习、加权系数的调整，从而使其输出为对应于某种最优控制规律下的PID控制参数。

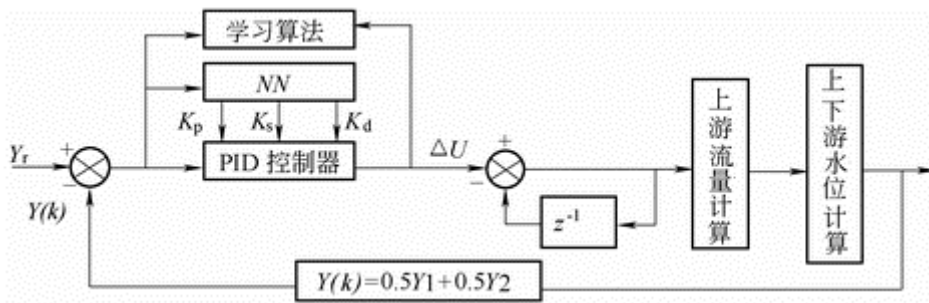


图3 基于BP神经网络渠道PID控制结构

经典增量式PID控制器离散控制算法为

$$U(k) = U(k-1) + K_i e(k) + K_p \Delta e(k) + K_d (\Delta e(k) - \Delta e(k-1)) \quad (2)$$

$$e(k) = Y_r(k) - Y(k) \quad (3)$$

$$e(k) = e(k) - e(k-1) \quad (4)$$

其中： K_p 、 K_i 、 K_d 分别为比例、积分、微分系数； Y_r 为被控制渠池中点目标水位； $Y(k)$ 为被控制渠池中点加权水位； $e(k)$ 为k时刻被控制渠池中点加权水位和期望中点水位的偏差，在实际的渠道控制系统中渠池上下游水位是由设于渠池上下游端的水位传感器测量得到，在下文的模拟过程中我们用由圣维南方程组求解得到的水位来代替实际的上下游水位。

将 K_p 、 K_i 、 K_d 视为依赖于渠道系统运行状态的可调系数时，可将式(1)描述为

$$U(k) = f[U(k-1), K_p, K_i, K_d, e(k), e(k-1), e(k-2)] \quad (5)$$

式中： $f()$ 是与 $U(k-1)$ 、 K_p 、 K_i 、 K_d 、 $Y(k)$ 等有关的非线性函数，可以用BP神经网络通过训练和学习来找到这样一个最佳控制规律。

这里我们选用一个3层BP神经网络^[5]，其结构如图4所示，有3个输入节点，Q个隐层节点，3个输出节点。输入节点对应于所选的渠道运行状态变量，这里我们选用被控制渠池中点加权水位和期望中点水位的偏差 e ，输出节点对应于PID控制器的3个控制参数 K_p 、 K_i 、 K_d 。输出层神经元的活化函数选取非负的sigmoid函数，而隐层神经元的活化函数选取正负对称的sigmoid函数。

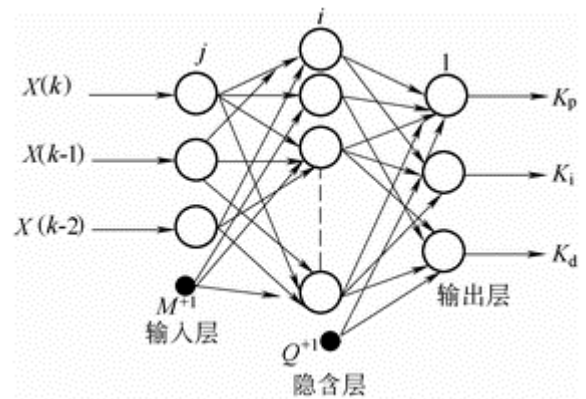


图4 NN-BP网络结构

由图可见，BP神经网络NN的输入为

$$\left. \begin{aligned} O_j^{(1)} &= X_{k-j} = e(k-j) (j = 0, 1, 2) \\ O_M^{(1)} &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

隐含层输入输出为

$$\left. \begin{aligned} net_i^{(2)}(k) &= \sum_{j=0}^M W_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}(k) \\ O_i^{(2)}(k) &= f[net_i^{(2)}(k)] (i = 0, 1, \dots, Q-1) \\ O_Q^{(2)}(k) &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中： $e(k)$ 为k时刻被控制渠池中点加权水位和期望中点水位的偏差； $W_{ij}^{(2)}$ 为隐含层加权系数； $f()$ 为活化函数， $f() = \tanh(x)$ ；上角标(1)、(2)、(3)分别为输入层、隐含层、输出层。

输出层输入输出为

$$\left. \begin{aligned} net_l^{(3)}(k) &= \sum_{i=0}^Q W_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k) \\ O_i^{(3)}(k) &= g[net_l^{(3)}(k)] \quad (l=0,1,2) \\ O_0^{(3)}(k) &= K_p O_l^{(3)}(k) = K_i O_2^{(3)}(k) = K_d \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中： $W_{li}^{(3)}$ 为输出层加权系数； $g()$ 为活化函数， $g(x) = (1/2)[1 + \tanh(x)]$ 。

神经网络根据被控制渠池中点加权水位和期望中点水位的偏差值，采用一定规则进行自适应学习，不断调整网络权值向量 W 到最佳值 W^* 。网络权值的调整可以采用不同的学习规则，从而构成不同的控制算法。这里我们引入输出误差二次型性能指标，通过修改网络权值 W ，使性能指标趋于极小，从而实现渠道自适应PID最优控制。

首先引入性能指标函数

$$J1 = -\frac{1}{2} [Yr(k+1) - Y(k+1)]^2 = \frac{1}{2} Z^2(k+1) \quad (9)$$

依据最速下降法修正网络加权系数，即按 J 对加权系数的负梯度方向搜索调整，并附加一使搜索快速收敛全局极小的惯性项，则有

$$\Delta W_{li}^{(3)}(k+1) = -\eta \frac{\partial J}{\partial W_{li}^{(3)}} + \partial \Delta W_{li}^{(3)}(k) \quad (10)$$

式中： η 为学习速率； ∂ 为惯性系数。

因此可得BP神经网络NN输出层的加权系数计算公式为

$$\left. \begin{aligned} \Delta W_{li}^{(3)}(k+1) &= \eta \delta_l^{(3)} O_i^{(2)}(k) + \partial \Delta W_{li}^{(3)}(k) \\ \delta_l^{(3)} &= e(k+1) \operatorname{sgn} \left(\frac{\partial Y(k+1)}{\partial U(k)} \right) \frac{\partial U(k)}{\partial O_l^{(3)}} g'[net_l^{(3)}(k)] \\ (l=0,1,2) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

依据上述推算方法，可得隐含层加权系数的计算公式为

$$\left. \begin{aligned} \Delta W_{ij}^{(2)}(k+1) &= \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) + \partial \Delta W_{ij}^{(2)}(k) \\ \delta_i^{(2)} &= f'[net_i^{(2)}(k)] \sum_{l=0}^2 \delta_l^{(3)} W_{li}^{(3)}(k) \quad (i=0,1,\dots,Q-1) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中： $g(x) = g(x)[1-g(x)]$ ； $f(x) = [1-F^2(x)]/2$ 。

上述基于BP神经网络渠道PID控制器的运行效果与学习速率、惯性系数 ∂ 及隐含层节点数等的选取

有很大关系，一般来说这些参数的选取与具体的渠道参数相关，是一个逐步试探比较的过程，本人通过大量渠道实例仿真总结出以下规律：

(1) 隐含层和输出层的初始加权系数可以任意选取，一般取区间 $[-0.5, 0.5]$ 上的随机数可获得较好的控制效果；

(2) 由于采用了规范化学习算法，对于渠道这样的大时延系统学习速率应取得较大，若控制过程从超调趋向平稳的时间太长，可增加；若超调迅速下降而低于目标值，此后又缓慢上升到稳态的时间太长，则可减少；

(3) 惯性系数 ρ 偏大，将引起渠道系统超调过大，而 ρ 偏小则使稳定时间加长，一般先确定一个 ρ ，再根据仿真和时实控结果进行调整。

(4) 隐含层节点数根据渠道系统的复杂性选取，渠道越复杂隐含层节点数越多。

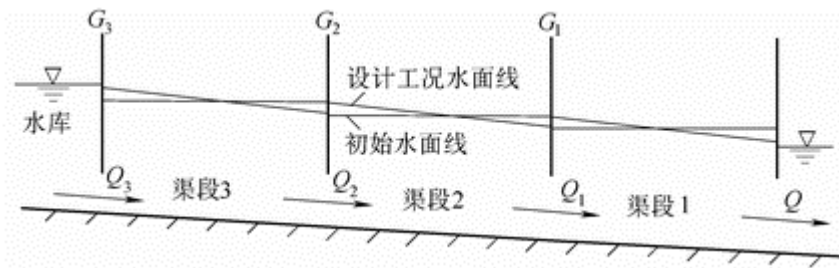


图5 多渠段串联示意

2.2 多渠池串联效应 与单渠段控制一样，多渠道串联系统(图5)控制目标还是保持各渠段的蓄量不变，而蓄量不变则通过控制加权中点水位不变来实现。当个各渠段的蓄量被控制不变时，整个渠系的蓄量也就被控制不变了。各渠段仍采用基于神经网络的PID控制器，同时考虑各渠段之间的相互影响。控制过程控制算法虽然与单渠段基本相同，但模拟过程却复杂的多，具体如下：

(1) k 时刻，渠段1有一流量需求的变化(这里除非特别说明，一般指的都是渠段的下游端)，会引起渠段下游端水位的变化。根据 $k-1$ 时刻闸门 G_1 的开度，渠段2下游端水位及渠段1上游段水位，采用式(1)过闸流量计算公式，计算出渠段1的上游端流量 Q_1 。有了 Q_1 及已知的下游端流量，加上 $k-1$ 时刻得到的各断面的水位流量作为初始条件即可求解圣维南方程得到 k 时刻渠段1各段面的水位流量。由上下游端水位即可得加权中点水位 $Y(k)$ ，经过与渠段1的目标值 Y_r 比较后得到加权中点水位与其目标值的差值 $e(k)$ 。基于神经网络PID控制器由 $e(k)$ 、 $e(k-1)$ 、 $e(k-2)$ 、 $e(k-3)$ 经其控制算法计算得到 k 时刻闸门 G_1 的开度值，将其作为 $k+1$ 时刻计算渠段1上游流量边界条件使用；

(2) 闸门 G_1 的开度变化引起渠段2下游端水位变化。根据 $k-1$ 时刻闸门 G_2 的开度，渠段3下游端水位及渠段2上游段水位，采用Henry过闸流量计算公式，计算出渠段2的上游端流量 Q_2 ，将此作为 k 时刻渠段2的上游流量边界条件。而在渠段1中得到的 Q_1 作为下游流量边界条件，加上 $k-1$ 时刻得到的各断面的水位流量作为初始条件即可求解圣维南方程得到 k 时刻渠段2各段面的水位流量。同(1)可计算 k 时刻闸门 G_2 的开度值，将其作为 $k+1$ 时刻计算渠段2上游流量边界条件使用；

(3).....

(4) 如此由下向上传递，直到最上游一段渠段；

(5) $k+1$ 时刻, 又从渠段1开始, 进行 $k+1$ 时刻的计算。

对于以上控制模型, 可以通过计算机编程来进行全过程模拟仿真。本文采用的是MATLAB语言进行3渠段串连的求解, 采样周期 $T=30s$, 仿真时间为200min。

3 算例仿真

有一三渠段串联的渠道, 如图4所示, 渠道断面均为梯形, 各渠段均设有一个控制闸门(平板) G_1 、 G_2 、 G_3 。渠段3的上游为一恒定水位的水库, 水位为9.0m。各渠段道的参数如下表所示。

通过模拟仿真比较, 对于本渠道系统神经网络PID控制器采用一个3-8-3三层前向BP网络, 学习速率 $=0.3$, 惯性系数 $\theta=0.3$, 加权系数初始值取区间 $[-0.5, 0.5]$ 上的随机数时可获得较好的控制效果。

表1 渠段参数

渠段	渠底高程/m		长度/m	控制闸门 宽度/m	初始水位 /m	糙率	底宽/m	边坡系数
	起点	终点						
1	0.0	1.0	5000	4	5.5	0.013	5.0	3
2	1.0	2.0	5000	4	6.5	0.013	5.5	3
3	2.0	2.9	5000	4	7.5	0.013	6.0	3

在渠道实际运行中, 渠道下游会有各种不同的用水需求, 为了验证基于BP神经网络PID控制器在渠道控制系统中的广泛实用性即鲁棒性, 这里对以下2种下游典型需水工况进行模拟仿真。

(1) 下游的需求流量为从0按每分钟 $1m^3/s$ 的速度增加到 $30m^3/s$, 然后保持 $30m^3/s$ 不变时渠道2上游流量过程线如图6示, 图中X轴单位均为 m^3/s , Y轴单位均为分钟; 各闸门性能指标如表2。

表2 工况 各闸门性能指标对照

闸门	闸门1			闸门2			闸门3		
	超调量 %	最大开 度/m	稳定时间 /min	超调量 %	最大开 度/m	稳定时间 /min	超调量 %	最大开 度/m	稳定时间 /min
PID控制器	5.31%	2.01	150	8.95%	2.08	180	11.24%	1.95	260
BP神经网络 PID控制器	3.56%	1.97	60	7.05%	2.03	70	9.17%	1.86	85

(2) 下游的需求流量为从0突变到 $30m^3/s$, 然后保持 $30m^3/s$ 不变时渠道2上游流量过程线如图7示, 图中X轴单位均为min, Y轴单位均为 m^3/s 。

从仿真结果可以得出以下结论: 基于BP神经网络PID控制器有较好的动态相应特性, 它优于传统PID控制器; 在渠道下游需水工况变化时, 与传统PID控制器相比, 基于BP神经网络PID控制器有更好的鲁棒性, 能够适应渠道工况的变化; 基于BP神经网络PID控制器能自动根据渠道运行水位与目标水位偏差自动进行PID。渠道运行控制系统的研究应主要从控制算法和闸门操作系统的技术改进两方面开展, 文中基于BP神经网络PID控制器中引入了二次型最优控制, BP神经网络根据被控制渠池中点加权水位和期望中点水位的偏差值实时调整PID控制参数, 从而使传统渠道PID控制性能指标大为改善, 从表2可以看出: 基于BP神经网络PID控制器中各闸门的开度超调量、稳定时间等性能指标均低于传统PID控制器, 这对于实际应用中控制算法的闸门实现具有重要意义。

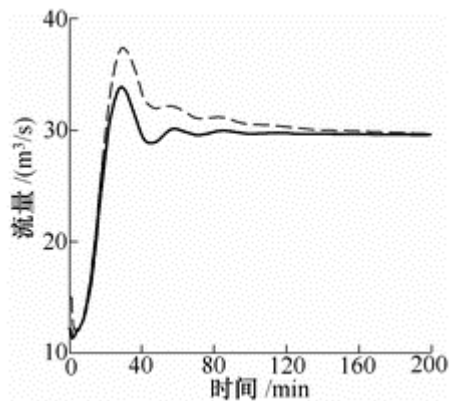


图6 工况 上游流量过程——神经网络PID控制

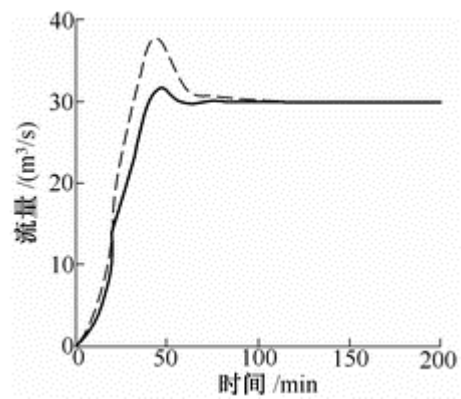


图7 工况 上游流量过程----常规PID控制

在实际的渠道控制系统中渠池上下游水位是由设于渠池上下游端的水位传感器测量得到,在本文的模拟过程中我们用由圣维南方程组求解得到的水位来代替实际的上下游水位,传感器测量得到的水位与理论求解得到的水位必然存在误差从而影响实际应用中的控制效果。但由于基于BP神经网络PID控制器参数的确定不依赖于渠道数学模型,而是根据被控制渠池中点加权水位和期望中点水位的偏差值由控制算法适时整定PID控制器的3个参数,因此在实际应用中只要在控制系统中加一过滤器,在控制器对传感器的输出(渠池上下游水位)进行处理之前对其进行过滤,以消除渠池水面波动的影响,模拟仿真的结果就能反映实际控制效果。当然最好的方法是将模拟仿真的结果和模型实验或原型观察的结果进行比较,依据它们之间的差异,分析原因,对控制器的设计进行改进和修正,以达到最好的控制效果。

4 结束语

本文针对多渠池串联渠道控制系统设计了基于神经网络PID控制器,并用MATLAB语言进行了模拟仿真。模拟仿真结果表明与常规PID控制器相比,应用基于神经网络PID控制器之后系统超调量减小、稳定时间缩短、适应能力增强、闸门性能指标得到较大改善、具有更好的动态与稳态性能,这在实际应用中具有重要意义。

参考文献:

- [1] 陶永华. 新型PID控制及其应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2002.
- [2] 美国内务部垦务局. 渠系自动化手册(第一册)[M]. 北京:中国水利电力出版社, 1996.
- [3] 王长德. P+PR控制器用于比威尔算法[J]. 武汉水利电力大学学报, 2000, (4): 11-15.
- [4] 徐正凡. 水力学[M]. 北京:高等教育出版社, 1986.
- [5] 王耀南. 智能控制系统[M]. 长沙:湖南大学出版社, 1996.

Application of neural network PID controller in canal operation system

WANG Tao¹, WU Xiao-yu¹, ZENG Hong-zhuan¹, HAN Li-ping²

(1. Nanshan Water Affair Bureau of Shenzhen, Shenzhen 518059, China; 2. Shenzhen Institute of Information Technology)

Abstract: The PID controller based on neural network theory is design for operation of serial canal system. The effectiveness of the controller is verified by the numerical simulation of the entire procedure of control for a typical canal system. The result shows that the proposed controller has better self-adaptive and self-adjust performances than conventional PID controller. So that good dynamic quality of the regulation system can be ensured.

Key words: canal operation automation; PID controller; BP neural network