

# 基于 RBF 人工神经网络的下游常水位自适应渠道输水控制研究

韩延成<sup>1</sup>,高学平<sup>2</sup>

(1 中国海洋大学 工程学院,山东 青岛 266100;2 天津大学 工程学院,天津 300072)

**[摘要]** 针对传统渠道输水 PID 控制方法响应速度慢、超调量大、参数不能在线自调整的不足,根据 RBF 神经网络和渠道输水特点,提出了将传统渠道下游常水位输水 PID 控制和 RBF 人工神经网络结合的输水控制方法,使输水控制具有自学习、自适应、容错性和鲁棒性。推导了 RBF 网络整定 PID 输水控制调节器的算法。仿真结果表明,基于 RBF 网络的 PID 输水控制方法,能够通过不断学习自动调整控制参数,使输水控制过程超调量小、响应速度快,具有不需要特意选择或计算控制参数的特点。因此,基于 RBF 神经网络的参数非线性 PID 控制更适合进行渠道输水这样高度非线性系统的实时控制过程。

**[关键词]** RBF;神经网络;下游常水位;渠道输水;自动控制

**[中图分类号]** TV672<sup>+</sup>.9

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1671-9387(2007)08-0202-05

## Research of self-adapting canal downstream constant level control based on RBF neural network

HAN Yan-cheng<sup>1</sup>,GAO Xue-ping<sup>2</sup>

(1 College of Engineering, Ocean University of China, Qingdao, Shandong 266100, China;

2 College of Constructional Engineering, of Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract :** The classic PID canal control models have some disadvantages such as slow response speed, larger over-shot and non self-adjusting on-line. So, a method combining normal PID and RBF neural network method is presented according to the characteristic of canal transmitting water. It has merits of self-studying, self-adapting, fault tolerance and robustness. The algorithms of RBF Neural Network PID Control of canal transmitting water are deduced. Through hydraulic simulating, the results show that in the process of RBF PID control, the method can adjust the parameters to optimal state, the water level overshoot is small and the response is quick. It can be required to choose computer parameters complexly, and can be used for the real-time control of nonlinear system such as canal transmitting water. So the RBF neural network PID is a more suitable model for real-time nonlinear canal control than classic one.

**Key words :** RBF; neural network; downstream constant level; canal water conveyance; auto control

渠道输水自动控制有就地自动控制和集中控制两种,后者因为通讯、软件等费用昂贵而主要应用于大型输水工程;前者因投资少、应用灵活而广泛应用于各种渠道的输水控制。其中, PID 类控制在渠道输水控制中应用最为广泛,如 P + PR 控制<sup>[1]</sup> (比例

+ 比例积分控制) 及电子水位过滤器补偿 + 复位 (EL-FLO plus reset) 就地控制算法<sup>[2]</sup> 等。但渠道输水过程较机械控制具有更强的非线性和滞后性,常规的 PID 控制器往往不能达到较理想的控制效果,主要表现在两个方面:一是超调量大,导致渠道水位

<sup>1</sup>收稿日期] 2006-07-07

[作者简介] 韩延成(1971-),男,甘肃武威人,高级工程师,博士,主要从事渠道输水调度运行及自动控制研究。

大幅波动,危及渠道安全;二是不能及时使渠道水位恢复到目标水位,容易造成漫堤等事故。因此,有许多新的渠道输水控制方法得到开发或研究,如法国 SOGREAH 公司研究的 BIVAL<sup>[3]</sup> 控制模型,将控制水位点设在渠段的中央;又如对 PID 控制改进后应用于渠道输水控制的 Sogreah PID<sup>[4]</sup>。另外,在实际输水自动控制设计过程中,PID 参数往往很难确定,需要大量的模拟、试验或测试。而一旦工况(如流量)发生变化,又需要重新试算参数,导致运行工况的适应性较差。

引黄济青工程一直采用下游常水位就地控制输水方式,这种输水控制的优点是,可以适应最大设计流量而不需要另外投资加高渠堤。但由于缺乏自动监控设备,调度一直靠人工经验。随着青岛市及沿线用水量的加大,输水调度迫切需要更先进的控制方式。为此,该工程于 2002 年完成闸站、泵站的自动化改造后,闸门具备实施自动控制的条件,但是通过现场测试和仿真模拟,采用常规 PID 类控制模型(包括用 P+PR 控制,EL-FLO Plus Reset 等)的控制效果并不理想,主要问题是超调量大,达到目标水位所需的时间长,完成一次从上游到下游的自动控制过程需要近 10 d 时间,加上黄河水情变化大,用常规的 PID 类控制很难控制整个渠道的运行。鉴于神经网络具有自学习、自适应及很强的容错性和鲁棒性,其已在自动控制方面得到了广泛的应用。因此,本研究试图将 RBF 神经网络与 PID 结合,在常规 PID 性能的基础上,利用神经网络的自适应能力和鲁棒性,构造了一个具有自调整能力的、稳定的 PID 渠道输水控制器,以期能为渠道输水控制方法的开发研究提供参考。

### 1 神经网络 PID 控制器

常规 PID 控制器的算式为:

$$u(t) = K_p \left[ e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_D \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (1)$$

式中:  $t$  为时间变量;  $u(t)$  为  $t$  时刻的输出量;  $K_p$  为比例系数;  $e(t)$  为  $t$  时刻目标水位与实际水位的误差;  $T_i$  为积分时间常数;  $T_D$  为微分时间常数。

其离散化格式为:

$$u(k) = K_p e(k) + K_I \sum_{j=0}^k e(j) + K_D [e(k) - e(k-1)] \quad (2)$$

式中:  $k$  为采样序号,  $k=0, 1, 2, \dots$ ;  $K_p$  为比例系数;  $K_I$  为积分系数;  $K_D$  为微分系数;  $e(k)$  为第  $k$  次目标

水位与实际水位差;  $\sum_{j=0}^k e(j)$  为前  $k$  次累计误差,  $j=0, 1, 2, \dots, k$ 。

用一个单神经元构造控制器,则其神经网络的输入为:

$$X_1(k) = e(k); X_2(k) = \sum_{j=0}^k e(j);$$

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

神经网络输出为:

$$u(k) = w_1 X_1(k) + w_2 X_2(k) + w_3 X_3(k) \quad (4)$$

式中:  $w_i$  为网络的加权系数。

将(3)式代入(4)式,可得神经网络 PID 控制的输出为:

$$u(k) = w_1 e(k) + w_2 \sum_{j=0}^k e(j) + w_3 [e(k) - e(k-1)] \quad (5)$$

上述神经网络 PID 控制具有和常规 PID 一样的结构形式,但其具有神经网络自学习的功能,可通过学习来调整参数,实现自适应、自组织功能。

### 2 RBF 神经网络 PID 控制器

RBF 网络是一种三层前向网络,由输入到输出的映射是非线性的,而隐含层到输出层是线性的,从而大大加快了学习速度,并避免了局部极小的问题,且具有惟一最佳逼近和无局部极小的优点<sup>[5]</sup>,其结构如图 1 所示。与 BP 神经网络收敛速度慢的缺点相反,RBF 神经网络的学习速度很快,更适于在线实时控制<sup>[5-6]</sup>,是渠道输水控制的理想模型。

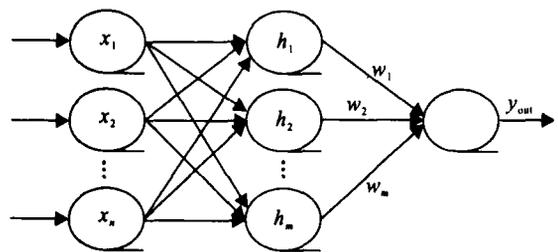


图 1 RBF 神经网络结构图

Fig. 1 RBF neural network constitution

#### 2.1 网络 NNI 的参数调整算法

在 RBF 网络结构中,  $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T$ , 其为网络的输入量,径向基向量  $H = [h_1, h_2, h_3, \dots, h_m]^T$ ,其中  $h_j$  为高斯基函数,有:

$$h_j = \exp \left( - \frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2} \right), j = 1, 2, \dots, m. \quad (6)$$

式中:  $C_j$  为网络的第  $j$  个结点的中心矢量,  $C_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T$ ;  $b_j$  节点  $j$  的基宽度参数,且为大于零的数。网络的基宽向量为:

$$B = [b_1, b_2, \dots, b_n]^T \quad (7)$$

设网络的权向量为:

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_m] \quad (8)$$

则辨识网络 NNI 的输出为:

$$y_m(k) = w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_m h_m \quad (9)$$

性能指标函数取误差平方差,即:

$$J_1 = \frac{1}{2} [y(k+1) - y_m(k+1)]^2 = \frac{1}{2} z^2(k+1) \quad (10)$$

根据梯度下降法,就可以通过循环迭代计算输出权、节点中心及节点基宽。输出权的计算公式为:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + (y(k+1) - y_m(k+1)) h_j + (w_j(k) - w_j(k-1)) \quad (11)$$

式中:  $\eta$  为学习速率;  $\alpha$  为动量因子。

节点基宽的计算公式为:

$$b_j = (y(k) - y_m(k)) w_j h_j \frac{\|x - C_{ji}\|^2}{b_j^2}; \quad (12)$$

$$b_j(k+1) = b_j(k) + \alpha [b_j(k) - b_j(k-1)] \quad (13)$$

节点中心的计算公式为:

$$c_{ji} = [y(k+1) - y_m(k+1)] w_j \frac{x_i - C_{ji}}{b_j^2}; \quad (14)$$

$$c_{ji}(k+1) = c_{ji}(k) + \alpha [c_{ji}(k) - c_{ji}(k-1)] \quad (15)$$

Jacobian 矩阵(网络的输出对输入的灵敏度信息)的算法为:

$$\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j \frac{c_{ji} - u(k)}{b_j^2} \quad (16)$$

式中:  $u(k)$  为第  $k$  次调节中闸门的开度增量。参数  $h_j, w_j, c_{ji}, b_j$  的计算见式(6)及式(11)~(16)。

### 2.2 PID 输水控制调节器的 RBF 网络整定

控制器采用 3 个输入单元神经元,采用线性激发函数输出,其控制偏差为当前监测水位  $y(k)$  和设定的目标水位  $r(k)$  之差,即:

$$e(k) = y(k) - r(k) \quad (17)$$

采用增量式 PID,控制器的 3 项输入分别为:

$$\begin{cases} x_{a1} = e(k) - e(k-1); \\ x_{a2} = e(k); \\ x_{a3} = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2). \end{cases} \quad (18)$$

控制量即为闸门开度,可用增量形式表示为:

$$u(k) = [K_P(e(k) - e(k-1)) + K_I(e(k)) + K_D(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2))], \quad (19)$$

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$$

神经网络整定指标为:

$$J(k) = \frac{1}{2} [e(k)]^2 \quad (20)$$

$K_P, K_I, K_D$  系数采用梯度下降法,由神经网络自适应调节,即有:

$$K_P = - \frac{\partial E}{\partial K_P} = - \frac{\partial E \partial y \partial u}{\partial y \partial u \partial K_P} = e(k) \frac{\partial y}{\partial u} x_{a1}; \quad (21)$$

$$K_I = - \frac{\partial E}{\partial K_I} = - \frac{\partial E \partial y \partial u}{\partial y \partial u \partial K_I} = e(k) \frac{\partial y}{\partial u} x_{a2}; \quad (22)$$

$$K_D = - \frac{\partial E}{\partial K_D} = - \frac{\partial E \partial y \partial u}{\partial y \partial u \partial K_D} = e(k) \frac{\partial y}{\partial u} x_{a3} \quad (23)$$

式中:  $\frac{\partial y}{\partial u}$  为被控对象的 Jacobian,可通过神经网络的辨识而得到(式 16)。RBF 整定 PID 控制的结构如图 2 所示。

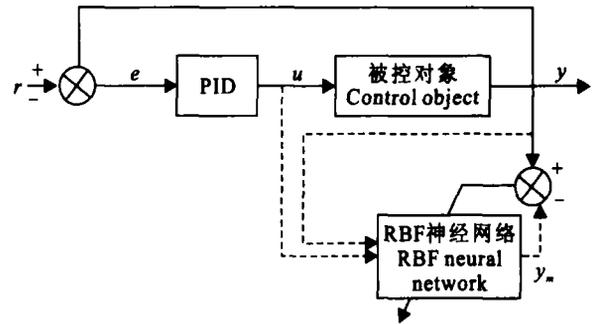


图 2 PID 输水控制调节器的 RBF 网络整定结构  
Fig. 2 RBF adjusting structure of PID control for canal

## 3 RBF 下游常水位渠道输水的 PID 控制过程及其模拟

### 3.1 RBF 下游常水位渠道输水的 PID 控制

下游常水位控制是将渠段水位控制点设在渠段的下游端,自动控制过程中,保持渠段下游端水位不变,相对于上游常水位控制及等容量控制,下游常水位控制具有适应最大设计流量及不需要另外投资加高渠堤等优点,是一种应用广泛的渠道输水控制方法。基于 RBF 的下游常水位渠道输水 PID 控制过程见图 3。

### 3.2 输水 PID 控制过程的水力学模拟

控制过程模拟实际是一个带有水闸等建筑物的一维明渠非恒定流过程,其基本数学模型是圣·维南(Saint Venant)偏微分方程组。其连续性方程为:

$$B \frac{\partial z}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial s} = q \quad (24)$$

式中:  $B$  为渠道水面宽(m);  $z$  为水位(m);  $t$  为时间变量(s);  $Q$  为流量( $m^3/s$ );  $s$  为渠道断面的距离坐标(m);  $q$  为渠段区间入流量( $m^3/(s \cdot m)$ )。

动量方程为

$$\frac{1}{gA} \frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{2Q}{gA^2} \frac{\partial Q}{\partial s} + (1 - \frac{BQ^2}{gA^3}) \frac{\partial z}{\partial s} = \frac{q}{gA} (v_{\phi} - v) + \frac{BQ^2}{gA^3} (i + M) - \frac{Q^2}{A^2 C^2 R} \quad (25)$$

式中:  $g$  为重力加速度( $m/s^2$ );  $A$  为渠道过水断面面积( $m^2$ );  $v_{\phi}$  为侧向入流在水流方向的平均流速( $m/s$ ),常忽略不计;  $v$  为渠道内水流沿轴线方向的流速( $m/s$ );  $i$  为渠道底坡;  $M$  为明渠单宽、定深时的

断面沿程的放宽率<sup>[7]</sup>,  $M = \frac{1}{B} \frac{\partial A}{\partial s} \Big|_h$ , 其中  $h$  为水深;  $C$  为谢才系数;  $R$  为渠道断面水力半径(m)。

除上、下游边界条件外,被控制闸或泵站等是内边界点,内边界通常包含两个相容性条件,一个是连续性条件,另一个是能量或动量守恒条件。在非恒定流的数值求解过程中,当遇到内边界点时,插入相容性条件,推导出内边界点处使整个数值求解由上一节点向下一节点推进的方程组,则可以继续向前推进。在非恒定流模拟过程中分别加入常规 PID 控制模块或 RBF 整定 PID 控制模块,就可以模拟整个自动控制过程。

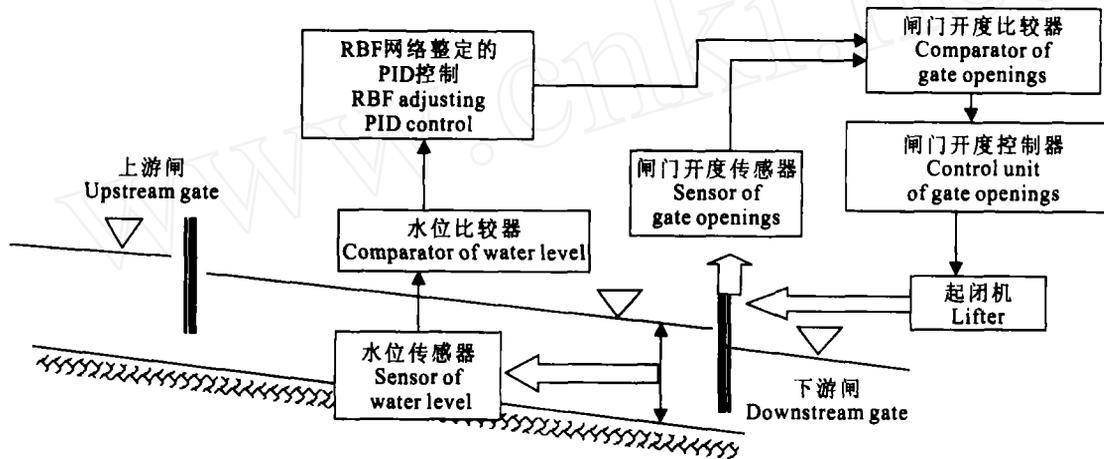


图 3 基于 RBF 的下游常水位渠道输水 PID 控制过程

Fig. 3 PID control of downstream constant level on RBF

### 4 模型应用

引黄济青工程自黄河打渔张闸至青岛市棘洪滩水库,均采用明渠输水,全长 252 km,输水时间为 11 月至次年 3 月。取中游及下游两种典型的渠道断面(上游段由于有沉沙池和子槽段调蓄,暂时没有自动控制的设计要求),分别用 RBF + PID 法和传统的 PID 方法进行控制比较。

由于为冰期输水,为防止冰塞及衬砌破坏,需要对闸门进行控制,以抬高渠道内水位运行。中游段取王耨泵站后潍河中堤(桩号 155 + 836)到入吴沟河(桩号 169 + 352)共 13.516 km,渠道综合糙率为 0.02,边坡为 1.5 ~ 2.0,底坡 1/20 000,渠道底宽为 10.8 ~ 11.2 m,自动控制的闸为东黄埠闸(桩号 162 + 802)。模拟工况的上游为流量边界 10 m<sup>3</sup>/s,下游为水位边界 8.807 m。当前闸前水位为 9.53 m,闸门开度为 1.0 m。当前闸前运行水位太低,需要在上游流量不变的情况下,通过自动控制闸门,抬高闸前水位,目标水位为 10.01 m。

下游段取亭口泵站后的小清河站(桩号 221 + 973)到刘家荒站(桩号 235 + 493),共 13.552 km,渠道糙率为 0.02,边坡为 1.5,底坡 1/6 000 ~ 1/20 000,渠道底宽 10 ~ 12.7 m,自动控制闸为助水河闸(桩号 232 + 092)。模拟工况为小清河站下泄流量 10 m<sup>3</sup>/s,下游边界水位为 8.50 m。当前闸前水位为 10.32 m,闸门开度为 0.5 m。由于闸前运行水位太高,需在上游流量不变的情况下,模拟通过自动控制闸门,降低闸前水位,目标水位为 9.75 m。

计算中,先根据当前水位与目标水位差计算误差  $e(k)$ ,根据式(3)得到神经网络的输入  $X_1(k)$ 、 $X_2(k)$  和  $X_3(k)$ ;输出为闸门开度。用一维非恒定流模拟控制过程,采用隐格式的差分法,已知外边界为上游端点(节点 1)流量和下游水位(节点 101),水闸为内边界点。

在常规 PID 控制中,  $K_P$ 、 $K_I$ 、 $K_D$  参数很难确定,经过多次模拟测试后,选择了 1 组有较好控制效果的优选参数:水位上涨时  $K_P = 1$ ,  $K_I = 0.1$ ,  $K_D = 0.07$ ;水位下降时  $K_P = 0.5$ ,  $K_I = 0.1$ ,  $K_D = 0.02$ 。

而在 RBF 神经网络控制方法中,  $K_P$ 、 $K_I$ 、 $K_D$  的初值随意给定, 自动整定。图 4 和图 5 分别是中游和下游段用常规 PID 法及 RBF 网络整定的自适应控制模拟结果。由控制结果(图 4, 5)可见, 用常规优化参数的 PID 控制中, 中游段和下游段分别用 4.7 h

和 4 h 水位才能恢复到目标水位; 而采用 RBF 网络整定的 PID 控制法, 中游段和下游分别只需 1.7 h 和 1.6 h 就能使水位恢复到目标水位。另外, 常规 PID 控制法超调量较大, 而 RBF 网络整定法的超调量较常规方法小。

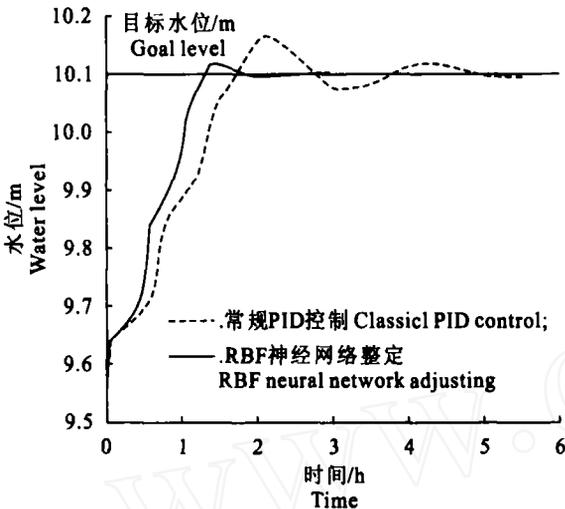


图 4 中游段常规 PID 与 RBF 自适应输水自动控制模拟结果

Fig. 4 Results of general PID and RBF adapting control in middle canal

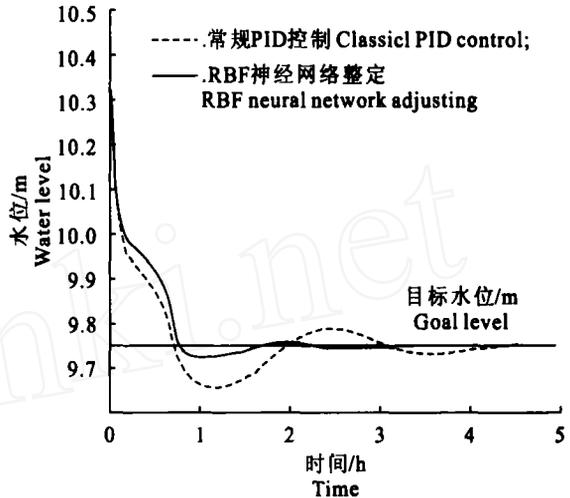


图 5 下游段常规 PID 与 RBF 自适应输水自动控制模拟结果

Fig. 5 Results of general PID and RBF adapting control in downstream canal

## 5 结论

RBF 神经网络的学习速度很快, 更适于在线实时控制, 基于 RBF 神经网络的自适应 PID 控制虽具有和常规 PID 一样的结构形式, 但具有神经网络自学习的功能, 可以通过学习来调整加权系数, 实现自适应、自组织功能。用 RBF 网络实现渠道输水的 PID 控制, 其较传统的 PID 控制更具优点。传统的渠道输水 PID 控制中参数较难确定, 通常需要进行理论推算后再进行模拟试算, 最后确定一组较优的参数, 而且渠道输水流量不同, 水闸、渠道断面参数不同, 需要的 PID 参数也不相同。而与 RBF 复合 PID 控制, 将神经网络与 PID 结合, 在常规 PID 控制的基础之上, 利用神经网络的自适应能力, 自动调整系统的控制参数。从实例仿真结果看, 基于 RBF 神经网络的 PID 控制, 具有水位超调量小, 达到目标控制水位时间短的特点, 且有较强的鲁棒性, 并较适合渠道输水非恒定流这样的非线性系统。实际应用中, 输水控制的整体结构及编程与传统的 PID 控制相同, 不同的只是参数  $K_P$ 、 $K_I$ 、 $K_D$  的计算, 即传统的 PID 控制中参数  $K_P$ 、 $K_I$ 、 $K_D$  是固定的, 而在 RBF 神经网络控制中, 参数  $K_P$ 、 $K_I$ 、 $K_D$  需要通过

RBF 网络来整定。

## [参考文献]

- [1] Buyalski C P, Falvey H T, Rogers D S. Canal systems automation manual Volume I[M]. Denver Colo: US Bureau of Reclamation, 1991.
- [2] Ploss L. Canal automation using the electronic filter level offset (EL-FL E) method[M]// Zimbelman. Planning, operation, rehabilitation, and automation of irrigation water delivery systems. New York: ASCE, 1987: 164-175.
- [3] Chevereau G, Schwartz-benezeth S. BIVAL system for downstream control[M]// Zimbelman. Planning, operation, rehabilitation, and automation of irrigation water delivery systems. New York: ASCE, 1987: 155-163.
- [4] Malaterre P O, Rogers D C, Schuurmans J. Classification of canal control algorithms[J]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 1998, 124(1): 3-10.
- [5] 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [6] 刘志远, 吕剑虹, 陈来九. 过热汽温系统的 RBF 神经网络控制[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(8): 1828-1834.
- [6] 陶永华. 新型 PID 控制及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002.
- [7] 韩延成, 高学平. 长距离调水工程最优控制数学模型[J]. 水利水电技术, 2005, 36(10): 62-67.