

文章编号: 1006 - 4729(2011)05 - 0503 - 04

基于 RBF 神经网络的核电站高压 加热器水位优化控制

钱 虹, 辛 浩, 张 杨

(上海电力学院 电力与自动化工程学院, 上海 200090)

摘 要: 以方家山/福清核电工程的高压加热器为研究对象,介绍了高压加热器水位控制的建模与参数调节.先用试凑法对 PI 控制调节器的调节参数进行预整定,再通过 RBF 神经网络整定算法进行优化.最后,使用整定参数对加热器进行 3 种情况的扰动测试,结果表明控制器在不同工况下的控制性均能满足控制要求.

关键词: 高压加热器; 水位控制; RBF 神经网络; 核电站
中图分类号: TU822⁺; TP273 **文献标志码:** A

Control of HP-Heater's Water Level and Optimization of PID Parameters Based on RBF Neural Network

QIAN Hong, XIN Hao, ZHANG Yang

(School of Electric Power and Automation Engineering, Shanghai University
of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Using Fangjiashan nuclear power of the high-pressure heater project in Fuqing as research object, a method to rectify the parameter regulation of high-pressure heater water control regulator is described first; then, the advanced RBF neural network is used to optimize it. Finally, the setting parameter is adopted to have disturbance test on the three conditions of heater, testifying the control characteristics of the controller in different conditions and all the requirements are met.

Key words: hp-heater; water level control; RBF neural network; nuclear power plant

核电是新能源最重要的发展方向之一,它不但能减少目前传统火力发电厂对不可再生能源的依赖,同时还能满足不断增长的能源需求,保障能源供应与安全,保护环境,实现电力工业结构的优化和可持续发展.机组设备的运行安全一直是核电建设中最关心的问题,特别在福岛核电事故发生以后,核电建设将更多地关注在如何保障其安全运行上.而高压加热器长期处于高温高压的

运行环境中,不但直接影响发电效率,更关系着运行安全.因此,如何精确控制高压加热器的水位对其安全运行非常重要.

由于 PID 控制器具有算法简单、容易实现、抗干扰性强和可靠性高等优点,在工业控制过程中,90% 以上的控制器为 PID 控制器,在实际工业过程中,控制参数选取的好坏将决定 PID 控制效果的优劣,而传统的 PID 控制器参数优化方法完全

收稿日期: 2011 - 07 - 04

通讯作者简介: 钱虹(1967 -)女,在读博士,副教授,江苏苏州人.主要研究方向为电厂和变电站过程智能控制及故障诊断. E-mail: qianhong_sh@163.com.

依赖于被控对象^[1]. 实际调试过程中采用试凑法, 进行多次试验加以整定, 一般很难达到最优. 近年来, 神经网络在控制领域得到广泛应用, 并取得不少研究成果^[2]. 目前, 国内运用神经网络来优化 PID 控制参数的方法已经在轧机自动化、风力发电变桨距控制等领域得到应用, 其控制效果都有明显改善.

本文以方家山/福清核电工程项目中的 7A 高压加热器为研究对象, 详细阐述了建模过程和参数调节方法, 同时运用先进的 RBF 神经网络对 PI 控制器参数进行优化. 对试凑法调节效果不理想的情况, 这种优化方法有较大改善, 且对核电高压加热器的控制运行与调节系统的优化设计具有很大的参考价值.

1 高压加热器 7A 水位对象建模

方家山/福清核电的 7A 高加疏水阀调节示意如图 1 所示.

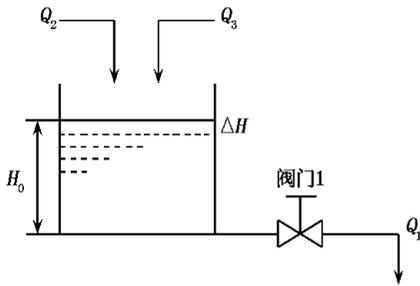


图 1 高压加热器疏水阀调节示意

高压加热器的水位主要由 A 号口抽汽、L 号口疏水和本级疏水 3 部分决定, 因此根据物质平衡方程有:

$$\frac{dH}{dt} = \frac{1}{F}(Q_3 + Q_2 - Q_1)$$

式中: Q_1 ——正常出口疏水流量;

Q_2 ——A 号口抽汽流量;

Q_3 ——L 号口入口疏水流量.

初始稳态时, 有 $Q_1 = Q_2 + Q_3$, 此时加热器水位 H_0 保持不变.

1.1 被控对象机理建模

假设正常疏水流量从 Q_1 变化至 $Q_1 + \Delta Q_1$, 变化量为 ΔQ_1 , 而正常疏水流量保持不变, 以稳态值为起算点, 即 $\frac{d\Delta H}{dt} = -\frac{1}{F}\Delta Q_1$, 经 Laplace 变换得

控制通道的对象传递函数为:

$$G_p(s) = \frac{H(s)}{Q_1(s)} = -\frac{1}{Fs}e^{-\tau_1 s}$$

式中: F ——7A 高压加热器的截面积;

τ_1 ——管道传输的纯延迟时间.

1.2 扰动对象机理建模

1.2.1 抽汽扰动对象

假设 A 号抽汽流量从 Q_2 变化至 $Q_2 + \Delta Q_2$, 变化量为 ΔQ_2 , 而疏水流量保持不变, 以稳态值为起算点, 即 $\frac{d\Delta H}{dt} = -\frac{1}{F}\Delta Q_2$, 经 Laplace 变换得扰动通道的对象传递函数为:

$$G_{a1}(s) = \frac{H(s)}{Q_2(s)} = \frac{1}{Fs(T_2 s + 1)}$$

式中: T_2 ——蒸汽转化为疏水的时间常数.

1.2.2 疏水扰动对象

假设 L 号口疏水流量从 Q_3 变化至 $Q_3 + \Delta Q_3$, 变化量为 ΔQ_3 , 而疏水流量保持不变, 以稳态值为起算点, 即 $\frac{d\Delta H}{dt} = -\frac{1}{F}\Delta Q_3$, 经 Laplace 变换得扰动通道的对象传递函数为:

$$G_{a2}(s) = \frac{H(s)}{Q_3(s)} = \frac{1}{Fs}e^{-\tau_3 s}$$

式中: τ_3 ——蒸汽转化为疏水的时间常数^[3 A].

根据方家山/福清核电工程的资料查得, A 号口抽汽由 S_1 号口 ($\Phi 406.2 \text{ mm} \times 12.7 \text{ mm}$) 管道进入, 经计算得到该入口的速度为 25 m/s , 由于速度较大, 因此会在瞬间充满加热器的凝结段, 在凝结段的管束中进行流动和换热. 当流动面积变化和换热后, 根据前后的水、蒸汽的参数变化和流动面积的变化, 得到其平均流动速度为 1.12 m/s , 得到时间常数为 3.36 ; L 号口疏水由 S_4 号口 ($\Phi 355.6 \text{ mm} \times 23.83 \text{ mm}$) 管道进入, 经计算得到该入口的速度为 0.7 m/s , 因为该入口疏水在进入疏水段前没有换热过程, 因此只是考虑流程、流速和重力等的影响, 得到延迟时间为 0.49 s . 本级疏水由 S_2 号口 ($\Phi 355.6 \text{ mm} \times 15.09 \text{ mm}$) 管道流出, 假设管道长度为 10 m , 经计算得到该出口的速度为 2.88 m/s , 延迟时间常数为 4.65 s . 而 7A 高压加热器的疏水段截面积为:

$$F = 1\,398 \times 9\,470 = 13\,239\,060 \text{ (mm}^2\text{)}$$

将已知条件代入可计算出模型的传递函数.

2 控制器设计及 MATLAB 仿真

2.1 控制器设计

本项目采用 MATLAB 中的 Simulink 仿真工具对高压加热器正常疏水控制回路进行建模,其仿真模型见图 2。

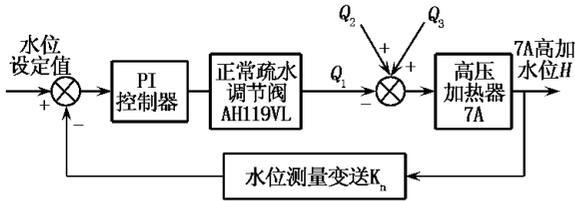


图 2 高加正常疏水控制回路

该控制器为控制疏水流量,且疏水调节阀为正作用调节阀,控制器的偏差为被控量减设定值,即满足 $e = y - r$ 。同时设置控制器为数字式控制器,采样周期为 $T_s = 0.25 \text{ s}$ 。在仿真时模拟其离散式 PI 控制器的输出控制调节阀开度,并采用非线性元件模拟调节阀的调节特性和范围。根据对象的特性及控制器的要求,用试凑法得出调节系数 k_p 为 $1.2\% / \text{mm}$,积分时间常数 k_i 为 70 s 。

2.2 RBF 算法与整定结果

在工程中, PID 调节参数往往凭借人工经验用“试凑法”获得。因此,调节人员的调节经验和调节方法不但直接影响调节效果,还在一定程度上增加了工作量,延长了工期。本文提出使用 RBF 神经网络对 PID 参数进行优化,再根据需要进行微调,这样不仅极大地提高了调节效率,还增加了调节的准确性,特别是对于多个对象进行重复性调节,可以明显改善调节的速度和质量。

采用先进 PID 控制 MATLAB 仿真的 RBF 神经网络整定 PID 参数算法,将传递函数进行 Z 形变换,再得到其差分方程。由于本文的控制回路中含有延迟、限幅与保持器等元件,故先将传递函数进行简化处理,其控制误差为:

$$\text{error}(k) = r_{\text{in}}(k) - y_{\text{out}}(k)$$

PI 两项输入为:

$$xc(1) = \text{error}(k) - \text{error}(k-1)$$

$$xc(2) = \text{error}(k)$$

控制算法为:

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

$$\Delta u(k) = k_p(\text{error}(k) - \text{error}(k-1)) + k_i \text{error}(k)$$

神经网络整定指标为:

$$E(k) = \frac{1}{2} \text{error}(k)^2$$

k_p 和 k_i 的调整采用梯度下降法:

$$\Delta k_p = -\eta \frac{\partial E}{\partial k_p} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial k_p} =$$

$$\eta \text{error}(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} xc \quad (1)$$

$$\Delta k_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial k_i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial k_i} =$$

$$\eta \text{error}(k) \frac{\partial y}{\partial \Delta u} xc \quad (2)$$

式中: $\frac{\partial y}{\partial \Delta u}$ ——被控对象的 jacobian 信息,可通过

神经网络的辨识而得^[5]。

RBF 整定 PID 控制系统的结构如图 3 所示。

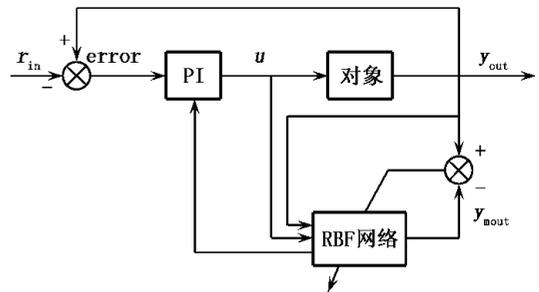
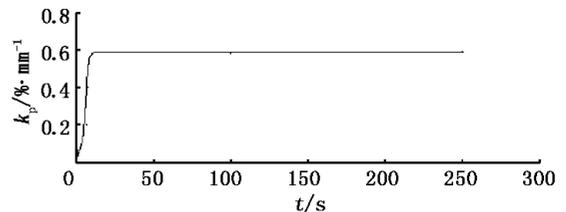
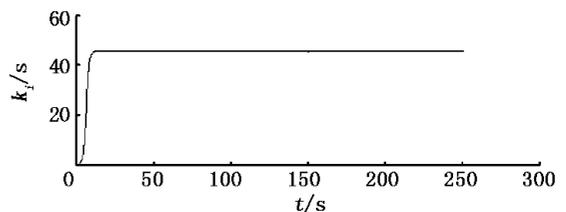


图 3 通过 RBF 网络整定 PID 控制

经过 MATLAB 仿真,分别得到调节参数 k_p 和 k_i 仿真结果,见图 4。



a PI 调节器参数 k_p



b PI 调节器参数 k_i

图 4 RBF 神经网络计算得出的 PI 调节器参数

由图4可知,优化后的调节参数 k_p 为 $0.6\%/mm$ 积分时间常数 k_i 为 50 s .

2.3 扰动测试

扰动测试分为 30 mm 定值扰动、 100% 到 90% 的降负荷扰动和甩负荷扰动3种情况.

将试凑法和RBF神经网络优化后得到的两组PI调节参数分别在 30 mm 定值扰动的模型下进行测试,其水位响应仿真曲线如图5所示.

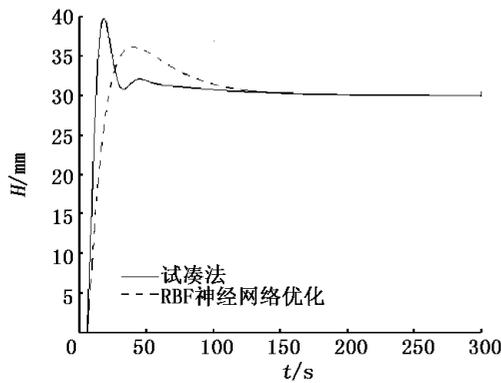


图5 水位响应仿真曲线

由图5可以看出,用试凑法得到的PI调节参数在定制扰动下与使用RBF神经网络优化后的PI调节参数在稳定时间上基本相同,但其超调量却明显不同,试凑法约为 33% ,而RBF优化后的超调量为 20% ,明显小于试凑法得到的参数,因此其调节效果更佳.

综合考虑调节速度和稳态误差,在测试后取定 k_p 为 $0.6\%/mm$ 积分时间常数 k_i 为 50 s ,进行3组扰动测试,其水位控制响应曲线如图6所示.

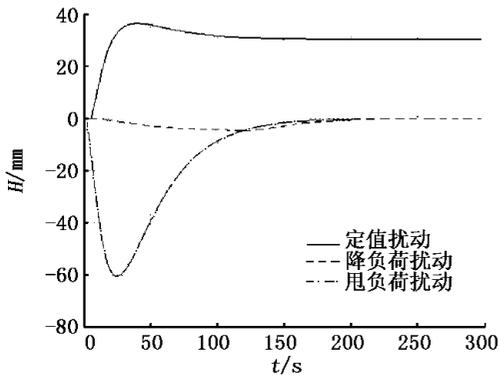


图6 高压加热器水位响应仿真曲线

由图6可以观察到3种扰动发生后均能通过快速调节回到稳定状态,这可保证高压加热器水位的稳定.

高加控制器参数及控制性能见表1.

表1 高加控制器的参数与性能

扰动情况	稳定时间 /s	最大偏差 /mm	稳态偏差 /mm
定值 30 mm 扰动	<100	<10	0
甩负荷至 30% FP	<200	<60	0
降负荷 100% FP至 90% FP	<200	<5	0

注:调节参数设为 $k_p=0.6\%/mm$; $k_i=50\text{ s}$;速率为 5% FP/min;降负荷共用时 120 s .

由表1可知,对应控制器参数和不同工况下的控制性能均满足控制要求^[6].

3 结论

(1) 使用RBF神经网络计算得到的PI调节参数既能消除振荡现象,又可降低超调量,使得控制效果稳定、快速.

(2) 由于试凑法往往在工程应用中不能很好地满足要求,因此可通过使用RBF神经网络的方法对PID调节参数进行优化处理,以更好地满足现场需要.

(3) 通过对RBF神经网络优化PID参数的研究,不仅能为设备安全运行提供更好的保障,而且还具有一定的经济效益.

参考文献:

- [1] 陈益飞. RBF神经网络的PID控制研究与仿真[J]. 计算机仿真 2011(4):1-2.
- [2] 曾琳,张文涛. 基于RBF神经网络的智能PID控制算法[J]. 计算机与数字工程 2011(1):1-3.
- [3] 金以慧. 过程控制[M]. 北京:清华大学出版社,1993:23-43.
- [4] LIU Yang-jiong. Control of HP-heater's water level and benefit[J]. Power Station Auxiliary Equipment 2008(9):1-3.
- [5] LIU Jin-kun. Advanced PID control MATLAB emulation[J]. Publishing House of Electronics Industry 2004(9):170-178.
- [6] 中华人民共和国电力行业标准. DT/L 657—2006 火力发电厂模拟控制系统验收测试规程[S]//中华人民共和国国家发展和改革委员会. 北京:中国电力出版社 2007:2-12.

(编辑 苏娟)