

神经网络智能 PID 控制及其在水轮机调速器中的应用

李晓莉¹, 曹林宁¹, 刘欣荣²

(1. 河海大学水利水电工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 山东工商学院信息与电子工程学院, 山东 烟台 264005)

摘要:对神经网络控制在水轮机调节中的应用进行理论分析, 将基于 BP 神经网络的 PID 控制器和模型辨识神经网络应用于水轮机频率扰动仿真试验中, 结果表明具有较好的动、静态特性和较强的鲁棒性, 为神经网络在水轮机调速器中的应用打下理论基础。

关键词:BP 神经网络; 辨识网络; PID 控制; 水力机组仿真; 水轮机调速器

中图分类号: TV734.4; TP183 文献标识码: B 文章编号: 1006-7647(2006)03-0032-03

Neural network-based intelligent PID control and its application to turbine governors//LI Xiao-li¹, CAO Lin-ning¹, LIU Xin-rong²(1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. School of Information and Electronic Engineering, Shandong Institute of Business and Technology, Yantai 264005, China)

Abstract: The BP neural network-based PID controller and the neural network for model identification were applied to frequency disturbance experiment of turbines. Theoretical analysis shows that the present method is of good dynamic-static performance and high robustness. The study provides a theoretical basis for application of neural network to turbine governors.

Key words: BP neural network; identification network; PID control; simulation of hydraulic turbine; turbine governor

目前正在运行的水轮机微机调速器大多数采用 PID 控制, 其调节参数通过现场试验摸索确定 2~3 组固定的数值, 去适应各种不同工况下的运行状态^[1-2]。因为水轮机调速系统具有非线性及时变性等特点, 不能表示为确定的数学模型, 因此采用上述经典的控制技术难以取得满意的结果。为了提高水轮机微机调速器运行的技术水平, 研究和设计具有智能化和鲁棒性的新型调节器是当前人们关注的热门课题。神经网络具有自适应、自学习和非线性逼近的能力, 本文拟采用神经网络来实现具有最佳组合的水轮机 PID 控制^[3-8]。

智能控制的学习调整常常采用误差反向传播法, 但处理如水轮机调节对象等模型不明确的控制任务时, 会遇到求 $\frac{\partial y}{\partial u}$ 的问题。利用神经网络具有较强函数逼近的能力, 以及在辨识方面有良好的效果这一特点, 采用神经网络对水电机组动态特性进行辨识, 并相应地调整控制器的调节规则和参数, 可望较好地解决上述问题。

1 基于 BP 神经网络的水轮机 PID 控制系统

BP 神经网络具有逼近任意非线性函数的能力, 而且其结构和算法简单明确。通过神经网络的自学习,

可以找到最佳控制规律下的 PID 参数 K_p , K_i , K_d 。基于 BP 神经网络的水轮机 PID 控制系统结构如图 1 所示。它包括三部分:

- a. 经典 PID 控制器。可以直接对水轮机调节系统实行闭环控制, 比例、积分和微分系数不仅可调, 而且能在线调整。
- b. 辨识网络 NNM。将神经网络用于控制器的设计, 一般都要用到系统的目标输出值或其变化量来计算加权系数的修正量^[9]。但在实际工程中系统的目标输出值不易直接测得, 本文采取的方法是建立水力机组的辨识模型 NNM, 为 NNC 提供所需变量 $\frac{\partial y}{\partial u}$ 。
- c. 神经网络 NNC。根据系统的运行状态, 调节 PID 控制器的参数以达到某种性能指标最优。具体

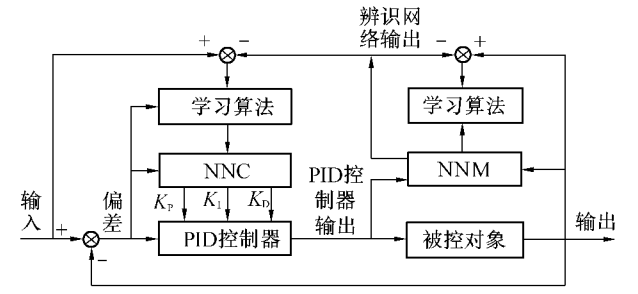


图 1 BP 神经网络 PID 控制系统结构

实现方法是通过神经网络的自学习和加权系数调整,达到某种性能指标最优化的目的。

2 神经网络智能 PID 控制器算法实现

2.1 辨识网络

水轮机调节系统被控对象是一个单输入、单输出的非线性系统,输入为 PID 控制器传来的电压信号,输出为频率信号。

$y(k)=f[y(k-1),y(k-2),\cdots,y(k-m),u(k-1),u(k-2),\cdots,u(k-n)]$ (1)
式中: $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别为系统的输入和输出; n 和 m 分别为输入和输出的阶次; $f(\ast)$ 为非线性函数。

由于 $f(\ast)$ 为非线性函数,故无法根据 $u(k)$ 和 $y(k)$ 的测量信号得出被控对象的数学模型。现通过神经网络的输入和输出样本之间的非线性映射来反映系统的动态特性,即以输入和输出测量值为学习样本,训练网络的权值,以使网络的输出对期望输出的误差最小,此时结束学习,建立神经网络模型,以达到动态系统的辨识。本文采用一个 3 层 BP 神经网络,该网络具有 $n+m+1$ 个输入节点, r_i 个隐含层节点和 1 个输出节点,结构如图 2 所示。

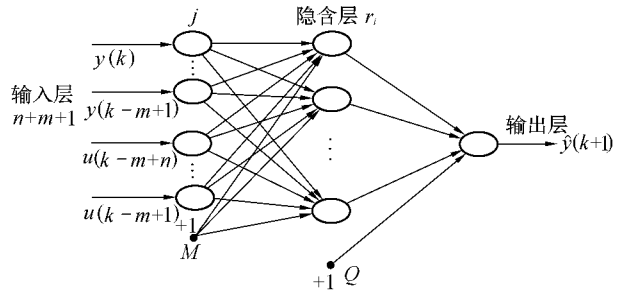


图 2 辨识网络 NNM 结构

BP 神经网络模型(NNM)在前向计算时,以记录下的被控对象的输入过程量 $u_1,u_2,\cdots,u_n$,以及输出过程量 $y_1,y_2,\cdots,y_m$ 作为模式特征量,对输入层有

$$\begin{cases} o_j^{(1)}(k)=\begin{cases} y(k-j) & (0\leq j\leq m-1) \\ u(k-j+n) & (m\leq j\leq n+m-1) \end{cases} \\ o_{n+m}^{(1)}(k)=1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $o_j^{(1)}(k)$ 为 k 时刻输入层第 j 个节点的输出 ($1<j<m+n-1$)。

网络隐含层输入、输出为

$$\text{输入: } n_{eti}^{(2)}(k)=\sum_{j=0}^{m+n}w_{ij}^{(2)}o_j^{(1)}(k) \quad (3)$$

$$\begin{cases} o_i^{(2)}(k)=f[n_{eti}^{(2)}(k)] & (i=0,1,\cdots,r-1) \\ o_r^{(2)}(k)=1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层加权系数; $w_r^{(2)}$ 为阈值,

$$w_{i(m+n)}^{(2)}=b_i;f(x)\text{为激活函数},f(x)=\frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}};n_{eti}^{(2)}(k)\text{为}k\text{时刻辨识网络隐含层第}i\text{个节点的输入}(1<i<r-1)。$$

网络输出层的输出为线性函数,输出为

$$\hat{y}(k+1)=\sum_{i=0}^rw_i^{(3)}o_i^{(2)}(k) \quad (5)$$

式中: $w_i^{(3)}$ 为输出层加权系数; $w_r^{(3)}$ 为阈值, $w_r^{(3)}=b_r$; $\hat{y}(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻辨识网络的输出。

下面利用 BP 神经网络的反向学习算法来修正加权系数和阈值,方法为使指标函数 S_{SE} 最小化。定义

$$S_{SE}=\frac{1}{2}[y(k+1)-\hat{y}(k+1)]^2 \quad (6)$$

可得相应的修正公式为

$$\begin{cases} \Delta w_i^{(3)}(k+1)=\eta[y(k+1)-\hat{y}(k+1)]o_i^{(2)}(k)+\alpha\Delta w_i^{(3)}(k) & (i=0,1,\cdots,r) \\ \Delta w_{ij}^{(2)}(k+1)=\eta[y(k+1)-\hat{y}(k+1)]f'[n_{eti}^{(2)}(k)]\cdot w_i^{(3)}o_i^{(2)}(k)+\alpha\Delta w_{ij}^{(2)}(k) & (i=0,1,\cdots,m+n) \end{cases} \quad (7)$$

式中: η 为学习速率,它决定了每次循环训练中所产生的权值变化量; α 为动量因子,一般取 0.95 左右; $\Delta w_i^{(3)}(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻隐含层第 i 个节点的加权系数修正量; $y(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻被控对象输出。

由 $f(x)$ 可知

$$f'(x)=\frac{1-f^2(x)}{2} \quad (8)$$

由式(4)~(7)可以得出

$$\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}=\sum_{i=0}^rw_i^{(3)}f'[n_{eti}^{(2)}(k)]w_{ij}^{(2)}(k) \quad (9)$$

2.2 智能神经网络

连续 PID 控制算式为

$$u(t)=K_P[e(t)+\frac{1}{T_I}\int_0^te(t)dt+T_D\frac{de(t)}{dt}] \quad (10)$$

式中: $u(t)$ 为 PID 控制器的输出; K_P 为比例增益; T_I 为积分时间常数; T_D 为微分时间常数; $e(t)$ 为调节器的输入偏差。

相应的增量式数字 PID 控制算式

$$u(k)=u(k-1)+K_P[e(k)-e(k-1)]+K_Ie(k)+K_D[e(k)-2e(k-1)+e(k-2)] \quad (11)$$

式中: K_P,K_I,K_D 分别为比例、积分、微分系数; $e(k)$ 和 $e(k-1)$ 分别为第 k 次和第 $k-1$ 次采样周期的输入偏差; $u(k)$ 和 $u(k-1)$ 分别为第 k 次和第 $k-1$

次采样周期的输出值。

对于式(11),可描述为

$$u(k) = f[u(k-1), K_P, K_I, K_D, e(k), e(k-1), e(k-2)] \quad (12)$$

式中: f 为与 $K_P, K_I, K_D, u(k-1), e(k)$ 等有关非线性函数。对该函数可用 BP 神经网络 NNC 通过训练和学习来找到一个最佳控制规律。

设 NNC 是一个 3 层 BP 网络, 有 s_1 个输入节点, r_i' 个隐含层节点, 3 个输出节点, 结构如图 3 所示。输入节点对应所选系统运行状态量, 在此为系统不同时刻的输入量, 输出节点分别对应 PID 控制器的 3 个可调参数 K_P, K_I, K_D 。由于 K_P, K_I, K_D 不能为负值, 所以输出层神经元的激活函数取非负的 Sigmoid 函数, 隐层激活函数取双曲正切。

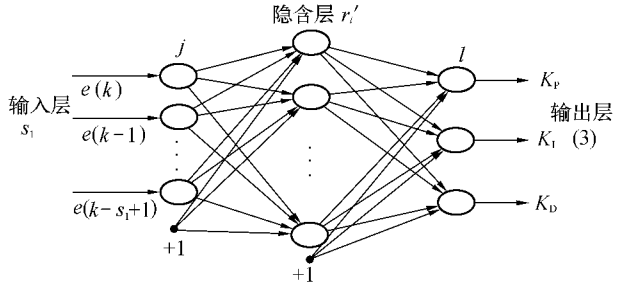


图3 BP神经网络 NNC 结构

采用与网络 NNM 相同的学习算法可得 BP 神经网络 NNC 输出层的加权系数计算公式, 在这里用从辨识网络 NNM 得出的 $\frac{\partial \hat{y}(t+1)}{\partial u(t)}$ 来近似

$$\frac{\partial \hat{y}(t+1)}{\partial u(t)} \quad [4], \text{计算公式为}$$
$$\begin{cases} \Delta w_{li}^{(3)}(k+1) = \eta \delta_l^{(3)} o_i^{(2)}(k) + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k) \\ \delta_l^{(3)} = e(k+1) \frac{\partial \hat{y}(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial o_l^{(3)}(k)} g' [n_{etl}^{(3)}(k)] \\ (i = 0, 1, \dots, r_1; l = 0, 1, 2) \end{cases} \quad (13)$$

隐含层加权系数的计算公式为

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}^{(2)}(k+1) = \eta \delta_i^{(2)} o_j^{(1)}(k) + \alpha \Delta w_{ij}^{(2)}(k) \\ \delta_i^{(2)} = f' [n_{eti}^{(2)}(k)] \sum_{l=0}^2 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k) \\ (i = 0, 1, \dots, r_1 - 1) \end{cases} \quad (14)$$

式中

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$
$$g'(x) = g(x) [1 - g(x)]$$
$$f'(x) = \frac{1 - f^2(x)}{2}$$

3 仿真研究

某电站水轮发电机组设计资料如下: 水流惯性时间常数 $T_W = 1.27$ s, 机组惯性时间常数 $T_a =$

9.06 s, 接力器的反应时间常数 $T_y = 0.02$ s, 机组综合自调节系数 $e_n = 0.8$ (实验中暂把 e_n 看作常数), 随动系统及发电机模型分别为一阶惯性环节。典型工况为: 流量对导叶开度的传递系数 $e_{qy} = 0.930$, 动力矩对导叶开度的传递系数 $e_y = 1.190$, 流量对水头的传递系数 $e_{qh} = 0.930$, 动力矩对水头的传递系数 $e_h = 0.835$, 流量对转速的传递系数 $e_{qx} = -0.163$, 动力矩对转速的传递系数 $e_x = -0.761$ 。仿真为 2.5 Hz 频率扰动, 仿真曲线如图 4 所示 (实线为常规 PID 控制器, 虚线为神经网络智能 PID 控制器)。

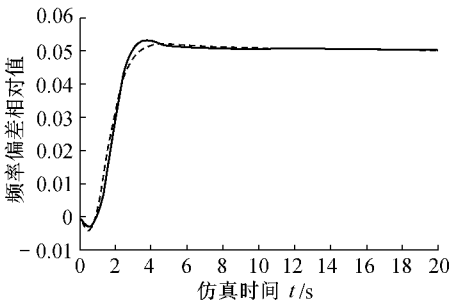


图4 频率扰动响应对比

从仿真结果可以看出, 在某一确定工况下将基于 BP 神经网络的 PID 控制器和辨识网络应用于水轮机调节系统, 不仅具有较好的实时性 (即调节时间短)、较小的超调量, 而且稳定性比较好, 即具有较强的鲁棒性。

4 结 语

由于水轮机调节系统存在非最小相位环节, 模型参数随工况不同而变化, 且无法表示为固定的数学模型, 常规 PID 控制器固化的 2~3 组参数难以满足系统调节品质的要求。本文针对目前大多数水轮机调节系统采用 PID 控制, 但存在参数较难整定的问题, 将基于 BP 神经网络的 PID 控制器应用于水轮机调节系统, 在线整定参数, 并以神经网络贯穿整个调速器和调节对象的模拟部分, 借助其较强的函数逼近和学习能力, 实现对控制规则和参数的适当调整, 较好地解决了水轮机调节系统的控制问题。仿真结果表明该方法具有较好的动、静态特性和较强的鲁棒性, 具有推广应用的价值, 为神经网络控制在水轮机调节中的应用打下了理论基础。

参考文献:

[1] 沈祖诒. 水轮机调节[M]. 北京: 中国水电出版社, 1998: 142-148.

[2] 王玲花, 沈祖诒, 陈德新. 水轮机调速器控制策略研究综述[J]. 水利水电科技进展, 2002, 22(2): 56-62.

(下转第 52 页)

b. 作为对弧形闸门动力稳定性问题的初步研究,分析了由支臂和横梁所构成的不同主框架形式在简单荷载作用下对称失稳和不对称失稳情况下的动力稳定性。对本文采用的以 B-R 准则通过时程分析直接根据结构响应来判断弧形闸门支臂主框架的动力稳定性代替构造 V 函数法的可行性进行了验证,从而可以在此基础上对弧形闸门整体动力稳定性进行进一步的深入分析。本文方法对类似问题的分析有一定的参考意义。

参考文献:

[1] 朱召泉,卓家寿,陶桂兰.弧形钢闸门的动力稳定性研究进展[J].水利水电科技进展,1999,19(5):27-32.

(上接第 34 页)

[3] WU Zhi-qiao, MIZUMOTO M. PID type fuzzy controller and parameters adaptive method[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 78(1):23-25.

[4] 谭永红.基于 BP 神经网络的自适应控制[J].控制理论及应用,1994,11(1):84-87.

[5] 陶永华,尹怡欣,葛芦生.新型 PID 控制及其应用[M].北京:机械工业出版社,1998:136-184.

[6] 丛爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论及其应用[M].合肥:中国科学技术大学出版社,1998:45-73.

[7] 邹进,袁晓辉,李承军,等.基于模糊控制原理的多目标决策方法[J].水利水电科技进展,2003,23(3):28-31.

[8] 梁宏柱,叶鲁卿,孟安波.参数自适应模糊 PID 控制器及其在水电机组调速器中的应用[J].水电自动化与大坝监测,2003,27(6):26-29.

[9] 王日莲,董曼玲.人工神经网络在水文预报中的应用[J].水利水电科技进展,2002,22(5):33-37.

(收稿日期:2005-03-09 编辑:高建群)

[2] 黄廷璞,危盼.我国低水头弧形闸门失事调查和初步分析[J].金属结构,1986(5):23-41.

[3] 阎诗武.水工弧形闸门的振动[J].金属结构,1985(5):21-33.

[4] BUDINSKY B, ROTH R S. Axisymmetric dynamic buckling of clamped shallow spherical shells[J]. NASA TNU-1510, 1962, 5(3):16-21.

[5] 孙建恒,夏亨烹.网壳结构非线性动力稳定分析[J].空间结构,1994,1(1):25-31.

[6] 水电站机电设计手册编写组.水电站机电设计手册:金属结构(一)[M].北京:水利电力出版社,1988.

[7] 符华·鲍洛金.弹性体系的动力稳定性[M].北京:高等教育出版社,1960.

(收稿日期:2005-02-28 编辑:高建群)

(上接第 37 页)

4 结 语

本文结合惠蓄上库溢流坝的泄流特性、运行条件、河道地形等特点,经多方案的模型试验研究,推荐溢流坝采用“坝面削角阶梯+底流消力池”的联合消能方案,工程效果良好。本文的试验研究成果已应用于工程设计中,并可为类似的工程设计参考。

参考文献:

[1] 陆汉柱,黄智敏,陈灿辉,等.惠州抽水蓄能电站下库溢流坝水工模型试验研究[J].广东水利水电,2003(5):32-33.

[2] 陆汉柱,黄智敏,钟勇明.惠蓄下库溢流坝阶梯消能试验研究[J].广东水利水电,2004(5):21-24.

(收稿日期:2005-03-01 编辑:高建群)

· 简讯 ·

国家“863”项目“苏州市城市水环境质量改善技术与综合示范”课题通过验收

2006 年 2 月 20 日,河海大学主持的“苏州市城市水环境质量改善技术与综合示范”课题,在苏州由国家“863”计划资源环境技术领域办公室会同“十五”水专项专家组成员进行验收并顺利通过。

验收专家组通过示范工程现场考察、课题组汇报及现场质询,认为该课题针对苏州河网城市特色和水污染特征,结合学校水利学科特长,提出的以水动力循环为核心、控源为基础、生态工程为补充手段的城市水环境质量改善技术方案极具特色;研究开发的河网水动力分级循环及水量自动控制技术、局部重污染河道水质改善的生物-生态协同调控等技术成果具有创新性;建立的拙政园水质净化与生态修复、苗家河河道水质净化等 7 项示范工程,初步形成了苏州主城区河网水环境实时监测系统。研究成果具有较好的推广应用前景,已申请国家发明专利 3 项。该课题全面达到了合同规定的考核目标和技术经济指标。

“苏州市城市水环境质量改善技术与综合示范”课题是河海大学主持的第一个“863”计划一级项目,该课题的顺利验收不但推动了学校环境学科的发展,也为学校“十一五”期间在资源环境领域的发展奠定了基础。

(本刊编辑部供稿)