

# 改进型BP神经网络PID控制在自动化 测试装置中的应用研究

易江义<sup>1</sup>, 周彩霞<sup>1</sup>, 刘楚达<sup>2</sup>

(1.空军航空维修技术学院 电子电气工程系, 湖南 长沙 410124;  
2.西安交通大学 计算机科学与技术系, 陕西 西安 710049)

**摘要:** 针对汽车交流发电机性能自动化测试装置中测试对象特性的多样性及测试环境的多变性, 在进行测试条件参数调节的过程中, 采用改进型BP神经网络PID控制器, 实现PID参数的在线自整定, 改善自动化测试装置的动态品质, 从而有效提高发电机生产线的生产效率。介绍了改进型BP神经网络控制器的构成和算法实现, 利用MATLAB对其在自动化测试装置中发电机速度调节进行了仿真研究, 表明了方法的有效性。

**关键词:** BP神经网络; PID控制器; 自动化测试装置

中图分类号: TP202

文献标识码: A

文章编号: 1008-2611(2007)01-0084-05

## Application Study on Improved BP Neural Network PID Controller in Servomechanism

Yi Jiangyi<sup>1</sup>, Zhou Caixia<sup>1</sup>, Liu Chuda<sup>2</sup>

(1.Electronics and Electrician Engineering Department, Aeronautical Vocational and Technical College, Changsha 410124, China;  
2.Computer Science and Technology Department, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Considering the variety of alternators' type and the changeability of test condition, an improved BP neural network PID controller is designed for the alternator servomechanism. During the process of test condition parameter improvement, PID parameters are adjusted adaptability and on line. This approach exhibits more significant dynamic performance and may improved greatly on efficiency of alternator product line. The improved BP neural network PID controller's composition and it's arithmetic are described. The simulation results on the application of adjusting alternater's speed in the servomechanism show that this way is effective.

**Key words:** BP neural network; PID controller; servomechanism

## 0 引言

在各种闭环调节系统中, PID控制由于算法简单、运行可靠且结构清晰、易于实现, 成为一种应用广泛的控制器。PID控制器的控制效果取决于PID参数 $K_p$ 、 $T_i$ 、 $T_d$ 的整定是否合理, 而PID参数的取值与被控对象的特性以及对控制质量的要求有关。汽车交流发电机性能的测试是一项复杂的机电过程, 具有被控对象不确定性、时变性、时延性等特点, 国内

早期开发的及部分国外进口的自动化测试装置由于基本上采用常规PID控制, 在这些方面显露了控制品质的不足。采用改进型BP神经网络PID控制器, 通过对神经网络自身的学习, 寻找某一最优控制律下PID参数, 实现PID参数的在线自整定, 可大大提高PID控制器对不同对象的适应能力, 从而提高PID控制效果。<sup>[1]</sup>

收稿日期: 2006-11-17

基金项目: 空军航空维修技术学院科研基金资助项目(YB0609)

作者简介: 易江义(1975-), 男, 湖南株洲人, 空军航空维修技术学院讲师, 硕士, 主要从事复杂系统的智能控制和计算机控制系统方面的研究。

# 1 控制器的构成

在汽车交流发电机性能自动化测试装置中, 发电机转速的准确、快速调节是实现其性能(空载特性、负载特性等)测试的前提条件。发电机转速的神经网络PID控制过程包括神经网络离线训练和在线控制两部分。控制前期采用常规PID控制算法控制, 同时神经网络BP算法离线学习, 离线学习结束后, 转用神经网络PID控制。图1为神经网络离线训练框图, 图2为在线控制框图。

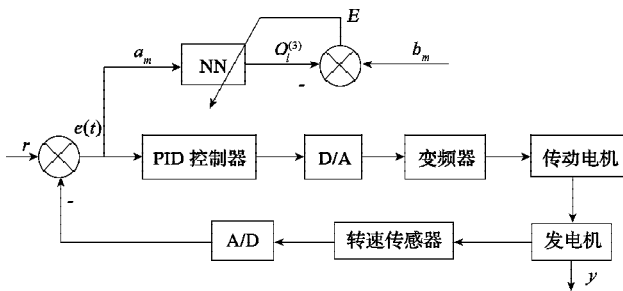


图1 发电机转速神经网络PID控制离线学习框图  
Fig. 1 Off-line study on Neural network PID controller of alternator's speed

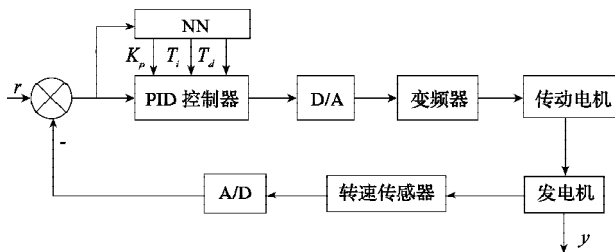


图2 发电机转速神经网络PID控制在线控制框图  
Fig. 2 On-line control of Neural network PID controller of alternator's speed

图1、2中NN为一个3层BP神经网络, 其结构如图3所示, 为3-5-3结构,  $a_m$ 、 $b_m$ 分别表示第 $m$ 个学习样本的输入信号和参考输出,  $a_m = [a_{m1}, a_{m2}, a_{m3}]^T$ ,  $b_m = [b_{m1}, b_{m2}, b_{m3}]^T$ ,  $m=1, 2, \dots, N$ ,  $N$ 为学习样本总和。

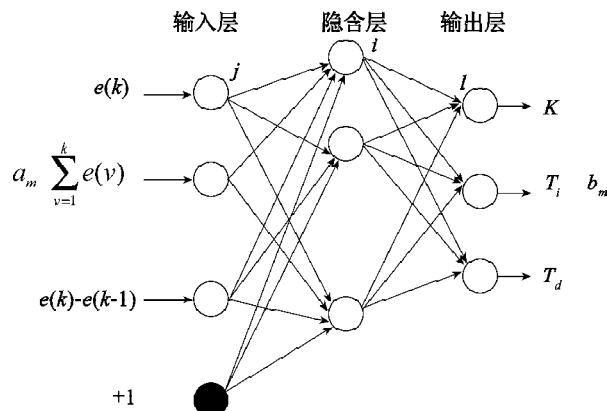


图3 NN-BP网络结构  
Fig. 3 NN-BPnetwork

输入层: 为反映PID三类信号的特性, 神经网络的输入层为3个节点, 分别代表  $O_1^{(1)}(k) = e(k)$ ,

$$O_2^{(1)}(k) = \sum_{v=1}^k e(v), \quad O_3^{(1)}(k) = e(k) - e(k-1)。$$

输出层: 输出层为3个节点, 分别代表PID控制的三个可调参数  $K_p, T_i, T_d$ 。

隐含层: 隐层节点数为5, 且由如下经验公式<sup>[2]</sup>

$$\text{确定: } Q = (0.43ML + 0.12L^2 + 2.54M + 0.77L + 0.35)^2 + 0.51。$$

其中:  $Q$ 为隐层节点数,  $M$ 为输入层节点数,  $L$ 为输出层节点数。

神经网络的输出采用线性输出<sup>[3]</sup>, 可加快学习速度, 计算式为:

$$O_i^{(3)} = \sum_{i=1}^5 \omega_{ij}^{(3)} O_i^{(2)}。 \quad (1)$$

式(1)中,

$$O_i^{(2)} = f(\text{net}_i^{(2)}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_i^{(2)}}}; \quad (2)$$

$$\text{net}_i^{(2)} = \sum_{j=1}^3 \omega_{ij}^{(2)} O_j^{(1)} + \theta_i^{(2)} = \sum_{j=1}^3 \omega_{ij}^{(2)} a_{mj} + \theta_i^{(2)}。 \quad (3)$$

## 2 控制算法

### 2.1 离线学习

BP神经网络的离线学习<sup>[3]</sup>, 即是采集训练样本, 离线训练BP神经网络中各个神经元之间的权值。

$$\text{由式(1)得: } \frac{\partial O_i^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} = \omega_{ij}^{(3)}; \quad (4)$$

$$\frac{\partial O_i^{(3)}}{\partial \omega_{ij}^{(3)}} = O_i^{(2)}。 \quad (5)$$

由式(2)得:

$$\frac{\partial O_i^{(2)}}{\partial \text{net}_i^{(2)}} = \left( \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_i^{(2)}}} \right)' = \frac{e^{-\text{net}_i^{(2)}}}{(1 + e^{-\text{net}_i^{(2)}})^2} = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_i^{(2)}}} \left( 1 - \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_i^{(2)}}} \right) = O_i^{(2)} (1 - O_i^{(2)})。 \quad (6)$$

$$\text{由式(3)得: } \frac{\partial \text{net}_i^{(2)}}{\partial \omega_{ij}^{(2)}} = a_{mj}; \quad (7)$$

$$\frac{\partial \text{net}_i^{(2)}}{\partial \theta_i^{(2)}} = 1。 \quad (8)$$

离线训练的目标即使离线学习神经网络误差函数  $E$  为最小, 定义  $E$  期望输出与实际输出之差的平方和的函数为:

$$E = \sum_{m=1}^N E_m = \sum_{m=1}^N \left[ \frac{1}{2} \sum_{l=1}^3 (b_{ml} - O_l^{(3)})^2 \right] \quad (9)$$

由式(9)有:  $E_m = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^3 (b_{ml} - O_l^{(3)})^2$ ; (10)

$$\frac{\partial E_m}{\partial O_l^{(3)}} = O_l^{(3)} - b_{ml} \quad (11)$$

离线训练的过程即为逐步更新神经元的阈值及其间的连接权值, 权系数更新方程如下。

输出层的权系数计算公式为:

$$\omega_{li}^{(3)}(k+1) = \omega_{li}^{(3)}(k) - \eta \sum_{m=1}^N \frac{\partial E_m}{\partial \omega_{li}^{(3)}} + \alpha [\omega_{li}^{(3)}(k) - \omega_{li}^{(3)}(k-1)] \quad (12)$$

隐含层权系数的计算公式为:

$$\omega_{ij}^{(2)}(k+1) = \omega_{ij}^{(2)}(k) - \eta \sum_{m=1}^N \frac{\partial E_m}{\partial \omega_{ij}^{(2)}} + \alpha [\omega_{ij}^{(2)}(k) - \omega_{ij}^{(2)}(k-1)]; \quad (13)$$

$$\theta_i^{(2)}(k+1) = \theta_i^{(2)}(k) - \lambda \sum_{m=1}^N \frac{\partial E_m}{\partial \theta_i^{(2)}} + \alpha [\theta_i^{(2)}(k) - \theta_i^{(2)}(k-1)] \quad (14)$$

式中,  $\eta$ 、 $\lambda$ 、 $\alpha$  分别为权值学习率、单元阈值

学习率和平滑因子;  $\frac{\partial E_m}{\partial \omega_{li}^{(3)}}$ 、 $\frac{\partial E_m}{\partial \omega_{ij}^{(2)}}$ 、 $\frac{\partial E_m}{\partial \theta_i^{(2)}}$  分别表示以总误差向极小值变化速度为目标(误差以梯度的负方向变化), 第  $k$  次迭代中所有样本学习完后的神经单元间的连接权值和隐层的阈值的变化量之和, 可以按以下过程求得。

根据式(5)、(10)有

$$\frac{\partial E_m}{\partial \omega_{li}^{(3)}} = \frac{\partial}{\partial \omega_{li}^{(3)}} \left[ \frac{1}{2} \sum_{l=1}^3 (b_{ml} - O_l^{(3)})^2 \right] = (O_l^{(3)} - b_{ml}) O_l^{(2)} = \rho_l O_l^{(2)} \quad (15)$$

式中:  $\rho_l = O_l^{(3)} - b_{ml}$ , 表示输出信号与给定值之间的误差。

根据式(4)、(6)、(7)、(11)有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_m}{\partial \omega_{ij}^{(2)}} &= \sum_{l=1}^3 \frac{\partial E_m}{\partial O_l^{(3)}} \cdot \frac{\partial O_l^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} \cdot \frac{\partial O_i^{(2)}}{\partial net_i^{(2)}} \cdot \frac{\partial net_i^{(2)}}{\partial \omega_{ij}^{(2)}} = \\ & \sum_{l=1}^3 (O_l^{(3)} - b_{ml}) \omega_{li}^{(3)} O_i^{(2)} (1 - O_i^{(2)}) a_{mj} = \\ & O_i^{(2)} (1 - O_i^{(2)}) \sum_{l=1}^3 \rho_l \omega_{li}^{(3)} a_{mj} = \rho_i a_{mj} \end{aligned} \quad (16)$$

式中:  $\rho_i = O_i^{(2)} (1 - O_i^{(2)}) \sum_{l=1}^3 \rho_l \omega_{li}^{(3)}$ , 它表示隐层单元的阈值误差。

根据式(4)、(6)、(8)、(11)有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_m}{\partial \theta_i^{(2)}} &= \sum_{l=1}^3 \frac{\partial E_m}{\partial O_l^{(3)}} \cdot \frac{\partial O_l^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} \cdot \frac{\partial O_i^{(2)}}{\partial net_i^{(2)}} \cdot \frac{\partial net_i^{(2)}}{\partial \theta_i^{(2)}} = \\ & \sum_{l=1}^3 (O_l^{(3)} - b_{ml}) \omega_{li}^{(3)} O_i^{(2)} (1 - O_i^{(2)}) = \\ & O_i^{(2)} (1 - O_i^{(2)}) \sum_{l=1}^3 \rho_l \omega_{li}^{(3)} = \rho_i \end{aligned} \quad (17)$$

### 2.2 在线控制

离线学习仅仅确定了神经网络的结构并获取了神经网络的初始参数, 其目的是为了在转入系统在线控制时加快在线学习的收敛速度, 最终目的是为了使PID控制器能够在系统特性及其它环境条件的变化下在线调整参数, 实现系统的自适应控制。其流程如图4所示。

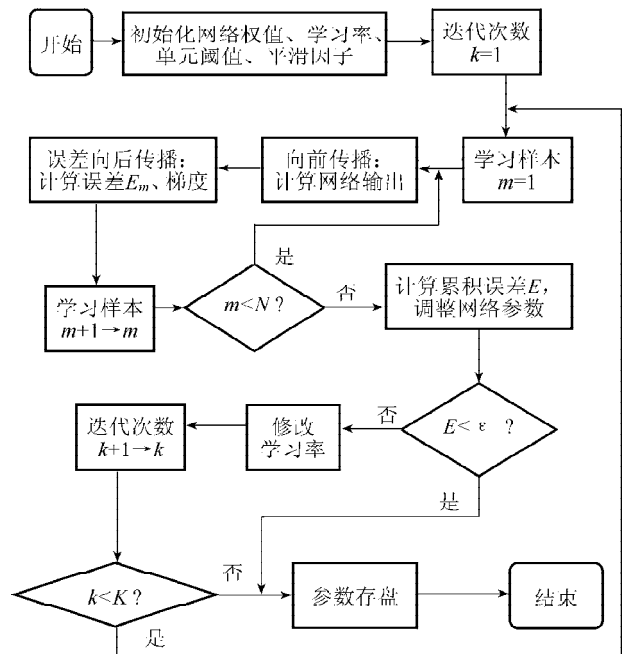


图4 离线学习流程图  
Fig. 4 Off-line study flow chart

定义在线学习神经网络误差函数为系统期望输出  $r(t)$  与实际输出  $y(t)$  之差的平方和的函数, 即:

$$E(t) = \frac{1}{2} [r(t) - y(t)]^2$$

为使  $E(t)$  最小, 进行在线误差反向传播。

在线控制的过程实际上是网络自学习的过程, 具体流程参见图5。采样系统实际输出, 计算期望输出与实际输出的偏差, 并由此得到神经网络的输入数据。神经网络经自学习后, 得到的网络输出即为PID控制器的参数, 于是PID控制器以新的参数转入对系统的控制, 以此反复学习、控制, 直到系统期望输出与实际输出偏差在允许的范围之内。

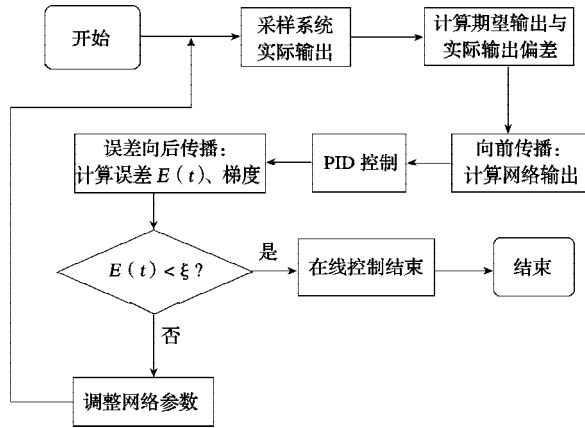


图5 在线控制流程图

Fig. 5 On-line control flow chart

### 3 应用研究

为了说明神经网络PID控制器用于系统的有效性, 对于同一对象, 分别采用常规PID控制方法和神经网络PID控制方法, 利用Matlab 6.1进行仿真<sup>[4]</sup>, 并对比了二者的控制效果。对该系统在某公司LR170-770型发电机负载特性测试时发电机输出转速控制效果进行了实际测试结果的采样分析。

#### 3.1 常规PID控制效果仿真

PID控制器的微分方程数学模型写成如下形式:

$$u(t) = K_p \left[ e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (19)$$

相应地, 增量式数字PID控制算式为:

$$u(k) = u(k-1) + K_p [e(k) - e(k-1)] + \frac{K_p}{T_i} e(k) + K_p T_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (20)$$

常规PID控制应用于系统发电机转速的闭环控制, 其具体控制算法实现步骤如下:

step1: 置  $err_0 = err_1 = err_2 = c_1 = 0, U = U_0, count_1 = 0, count_2 = 0$ ;

step2:  $err_2 = u_{ad} - voltage\_set$ , 若  $|err_2| \leq err\_voltage$ , 计算  $count_1 = count_1 + 1$ ;

step3: 若  $count_1 > 6$ , 则跳到step6, 否则  $count_1 = 0, count_2 = count_2 + 1$ ;

step4: 若  $count_2 > 200$  则报警“PID调节时间过长”, 否则计算:

$$c_1 = u_0 + K_p \times (err_2 - err_1) + K_p / T_i \times err_2 + K_p T_d \times (err_2 - 2 \times err_1 + err_0);$$

step5: 将  $c_1$  对应大小的电压  $c_2$  送变频器改变发电机转速, 如下递归修改误差后跳到step2:

$$err_0 = err_1, err_1 = err_2, u_0 = c_1;$$

step6: PID调节结束, 继续进行后续过程。

为便于仿真研究, 将文献[1]中(3-22)发电机转速

闭环控制被控对象数学模型写成如下形式:

$$G(s) = \frac{K}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)} e^{-\tau s} \quad (21)$$

我们取  $K = 1, \tau = 0.005, T_1 = 3.0, T_2 = 2.0$ , 期望转速值为 2 500 rpm, 常规的PID控制阶跃响应曲线如图6所示。

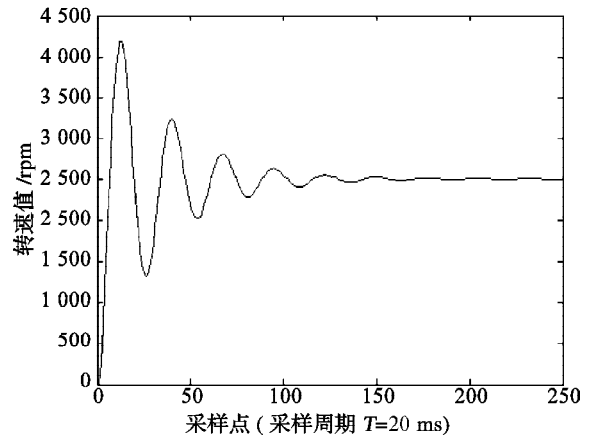


图6 常规PID控制阶跃响应

Fig. 6 Output of step based on PID control

改变特性参数, 以改变被控对象的特性, 从而达到改变被测产品型号的目的。将  $T_1 = 3.0$  改为  $T_1 = 5.0$ , 其余参数维持不变, 即  $K = 1, \tau = 0.005, T_2 = 2.0$ , 期望转速值为 2 500 rpm。对象特性改变后, 仍采用常规PID控制器, 系统阶跃响应如图7所示, 系统调节时间明显加长, 其原因是PID控制参数一直是预先整定好的参数而没有改变。

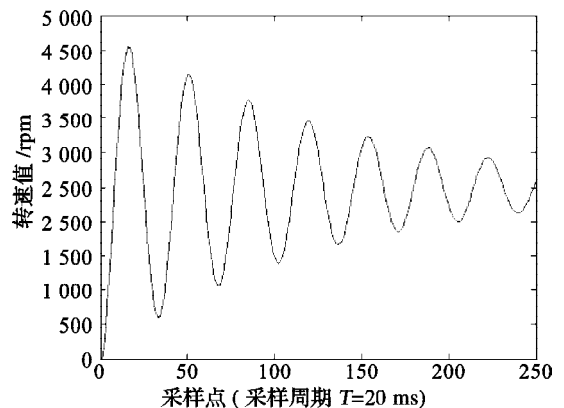


图7 常规PID控制对象特性改变阶跃响应

Fig. 7 Output of step when characteristic changed based on PID control

#### 3.2 神经网络PID控制效果仿真

为了对比神经网络PID控制与常规PID控制的控制效果, 仍然选取常规PID控制时的两组对象特性参数<sup>[5]</sup>。对象特性参数改变前, 神经网络PID控制阶跃响应曲线如图8所示。

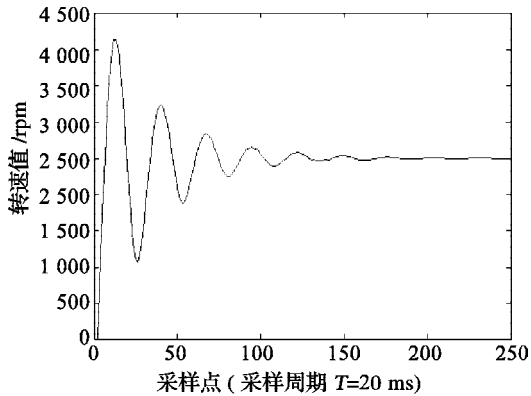


图8 神经网络PID控制阶跃响应  
Fig. 8 Output of step based on Neural network PID control

对象特性参数改变后,采用神经网络PID控制器,系统阶跃响应如图9所示,调节时间几乎与对象特性没有改变前一致,其它动态性能指标也没有明显变差,其原因是PID控制参数由神经网络实现了在线调整。因此,当被测产品型号改变即被控对象特性发生变化时,系统总能依靠神经网络获取最佳PID参数,从而始终维持最佳控制效果。

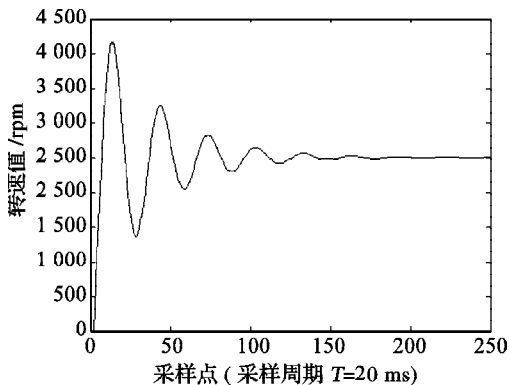


图9 神经网络PID控制对象特性改变阶跃响应  
Fig. 9 Output of step when characteristic changed based on Neural network PID control

### 3.3 神经网络PID控制实际测试结果

图10所示为LR170-770型发电机负载特性测试时发电机输出转速控制效果图。在系统参数设置模块将测试条件发电机输出转速设置为2500rpm,允许误差为0.5%。神经网络PID控制使得发电机输出转速在大约3.2s的时间内就稳定在设定值的附近,误差在允许范围内,并且最大超调不过3.5%。实际运行结果表明,设计的神经网络PID控制器应用于汽车交流发电机性能自动化测试系统是成功的。

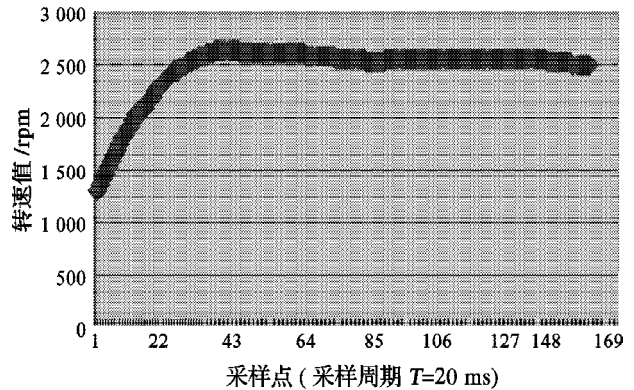


图10 LR170-770型发电机输出转速神经网络PID控制效果图  
Fig. 10 Speed of LR170-770 alternator based on Neural network PID control

## 4 结论

仿真结果和实际测试结果表明:采用基于BP神经网络PID控制器来控制被控对象,只要学习速率和平滑因子选择合适,控制前期用PID算法控制,神经网络BP算法离线学习,接着采用BP神经网络PID算法控制,控制效果非常接近采用最优参数的常规PID控制器的控制效果。当被控对象特性发生变化时,采用常规PID控制器,系统调节时间非常漫长甚至发散而无法处于稳定状态;而采用基于BP神经网络PID控制器,当被控对象特性发生变化时,由于其自学习(自适应)的功能,仍能使系统处于稳定状态,并且调节时间没有明显加长,其它动态性能也没有明显变差,从而提高了测试系统的自适应能力。

### 参考文献:

- [1] 易江义.神经网络PID控制在汽车发电机性能自动测试系统的应用[D].长沙:中南大学,2004.
- [2] 李玉鉴.前馈神经网络中隐层神经元数目的一种直接估计方法[J].计算机学报,1999,22(11):1204-1208.
- [3] 蔡开龙,谢寿生,张凯.基于步进电机的神经网络PID控制在恒压供气系统中的应用[J].液压与气动,2006(5):63-66.
- [4] 何继爱,达正花.BP神经网络PID控制器仿真实现[J].甘肃联合大学学报,2005,19(2):31-34.
- [5] 彭韬,鱼振民.基于改进BP神经网络PID控制的无刷直流电动机速度控制的研究[J].微电机,2005,38(4):17-20.