

# 智能 PID 参数自整定技术在伺服系统中的应用

Application of Intelligent PID Parameters Auto-tuning Technology in Servo System

林青松 姚玉菲 王军晓

(河南科技大学电子信息工程学院,河南 洛阳 471003)

**摘要:** 针对常规 PID 控制参数整定困难,且受时变、非线性等因素影响而不能达到预期控制效果的实际情况,提出了 RBF 网络动态辨识的 BP 神经网络 PID 参数自整定算法。此算法可实现 PID 控制参数的在线自整定和优化;同时,将算法应用于伺服控制系统中,以 VC++6.0 和 Matlab 为开发和仿真工具,对动态辨识神经网络智能 PID 参数自整定方法进行仿真研究。仿真结果表明,控制算法鲁棒性强、响应速度快,可用于控制参数时变的非线性系统。

**关键词:** 伺服系统 参数自整定 PID 控制 BP 神经网络 RBF 辨识 Matlab 仿真

**中图分类号:** TP273+.2 **文献标志码:** A

**Abstract:** In accordance with the actual conditions of conventional PID control tuning, i. e. difficult to reach expected control effects because of the influence of time varying and non-linearity, the new algorithm based on RBF neural network dynamic identification for PID parameters auto-tuning is proposed. The algorithm implements online auto-tuning and optimization for PID control parameters; in addition, it has been applied in servo system and simulated with the software tools of VC++6.0 and Matlab. The result of simulation indicates that the control algorithm features high robustness and rapid response speed, it can be used in nonlinear system with time varying parameters.

**Keywords:** Servo system Parameters auto-tuning PID control BP neural network RBF identification Matlab simulation

## 0 引言

伺服控制系统被广泛应用于航空航天和军事领域,特别是高动态、高精度伺服系统。这些控制系统对电机的运动性能提出了很高的要求,要求伺服系统的控制参数能够在线自调整并始终处于最佳状态。一般设定的 PID 控制参数是在反复整定的基础上得到的,整定过程繁琐复杂、耗时费力,且伺服电机的实际运行状态难以观测,对不同参数的实际控制效果难以评价。因此,研究伺服系统控制参数的自整定技术具有十分重大的工程实践意义和理论研究价值<sup>[1-2]</sup>。

本文主要介绍在伺服系统参数整定平台下,通过仿真软件对 PID 控制参数自整定算法进行仿真实现,并在 Visual C++6.0 环境下开发系统中的图形和通信界面,实现系统的动态管理和数据传输。

## 1 系统平台设计

伺服系统对控制的实时性和精度要求较高。因此,系统测试平台要与实际伺服电机静态特性保持一

致,并应具备友好的人机交互功能,以便于系统维护和调试。

### 1.1 总体测试电路设计

伺服系统由上位 PC 机、DSP 控制电路、保护电路、隔离电路、电源模块和被控电机等部分组成,总体测试电路结构如图 1 所示。

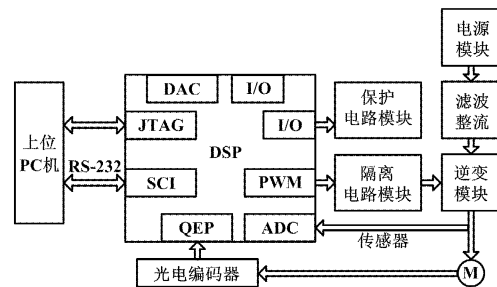


图 1 总体测试电路结构框图

Fig. 1 Structure of detecting circuit

### 1.2 软件编程实现

伺服系统采用 VC++6.0 为开发工具开发控制参数自整定界面。如图 2 所示,控制参数自整定界面包括端口设置、电机参数设置、电机运行控制和状态显示等部分。端口设置部分通过 COM1 和 COM2 串口实现测试电路之间的通信,且在通信之前应首先对端口的各项参数进行设置。在测试电路中,实时数据通过串

修改稿收到日期:2010-06-12。

第一作者林青松,男,1965年生,1988年毕业于清华大学机械工程系,获硕士学位,副教授;主要从事检测技术与自动化装置、计算机应用技术方面的研究。

行口向下位机发送控制参数,并同时接收上传的数据;下位机通过软件对实时数据进行分析 and 调整,从而得到相对满意的 PID 控制参数,实现伺服系统 PID 控制参数的在线自整定。另外,通过波形显示可以实时观测转速、电流和电压等动态数据,并能方便地察看存储器中的历史记录。

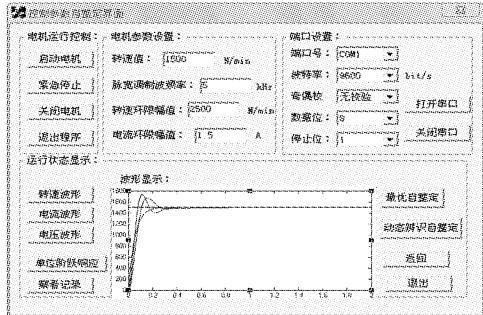


图 2 控制参数自整定界面

Fig. 2 Interface for control parameters auto-tuning

## 2 RBF 辨识 BP 网络 PID 自整定

伺服电机转速作为控制系统的被控对象,是一个时变非线性环节,控制系统存在的不确定性会导致控制参数变化甚至模型结构突变,从而无法保证系统的正常工作,这就要求 PID 控制器具有参数自整定的功能。本文以伺服电机转速为被控对象,通过 Matlab 仿真软件对基于 RBF 网络动态辨识的 BP 神经网络 PID 参数自整定算法进行仿真比较和分析。

神经网络的任意非线性表示能力可以通过对系统性能的学习来调整具有最佳组合的 PID 控制参数。基于 RBF 辨识 BP 网络的 PID 自整定控制算法如图 3 所示。

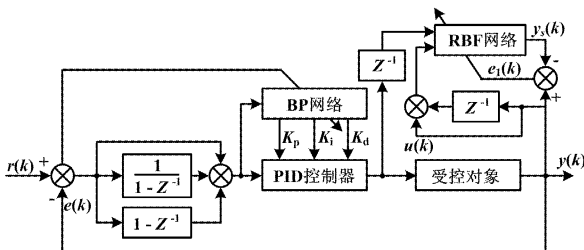


图 3 RBF 辨识 BP 自整定 PID 算法仿真框图

Fig. 3 Block diagram of BP auto-tuning PID algorithm simulation of RBF identifying

控制算法主要由三部分组成:① BP 神经网络,本文采用 BP 神经网络来调整 PID 的控制参数,以达到性能指标的最优化;② PID 控制器,直接对被控对象进行闭环控制,且参数  $K_p$ 、 $K_i$ 、 $K_d$  为动态在线调整;

③ RBF 神经网络,对受控对象进行动态在线辨识,实时观测受控对象的输出对控制输入的灵敏度信息<sup>[3-5]</sup>。

图 3 中,系统实际输出  $y(k)$  与输入形成的偏差  $e(k)$  一起作为 PID 控制器和 BP 网络的输入,输出为 PID 控制器整定的三个参数;PID 输出为受控对象的控制输入,经控制对象作用后输出  $y(k)$ ,而  $u(k-1)$ 、 $y(k)$  和  $y(k-1)$  作为 RBF 网络的输入,采用最近邻聚类类前向辨识达到对受控对象的 Jacobian 阵的辨识,辨识结果将按照梯度下降法修改网络参数,提供准确的  $\partial y(k)/\partial \Delta u(k)$  值。基于最近邻聚类学习算法的 RBF 网络不需要事先确定隐含层单元的个数,它具有学习时间短、计算量小和网络性能优良等优点,只要选择合适的聚类半径,就能得到高精度的辨识结果,因此,它获得的被控对象的 Jacobian 信息较传统的网络辨识器更加精确,并且能很好地适应参考信号的变化。

### 2.1 BP 神经网络的 PID 参数自整定

本文采用三层 BP 神经网络,其结构如图 4 所示。

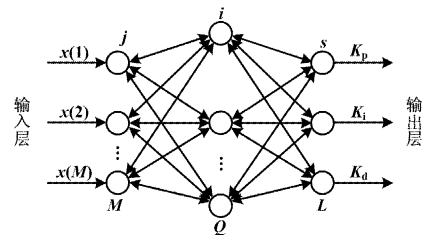


图 4 BP 网络结构图

Fig. 4 Structure of BP neural network

BP 神经网络输入层的输入为:

$$O_i^{(1)} = x(i) \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (1)$$

隐含层的输入、输出为:

$$net_j^{(2)}(k) = \sum_{i=0}^M w_{ji}^{(2)} O_i^{(1)}; o_j^{(2)}(k) = f[net_j^{(2)}(k)] \quad (2)$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, Q$$

输出层的输入、输出为:

$$\begin{cases} net_s^{(3)}(k) = \sum_{j=0}^Q w_{sj}^{(3)} o_j^{(2)}(k) \\ o_s^{(3)}(k) = g[net_s^{(3)}(k)] \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $w_{ji}^{(2)}$  为隐含层加权系数;  $s = 1, 2, 3$ ;  $o_1^{(3)}(k) = K_p$ ;  $o_2^{(3)}(k) = K_i$ ;  $o_3^{(3)}(k) = K_d$ ; 上角标 (1)、(2)、(3) 分别表示输入层、隐含层和输出层。

引入性能指标函数:  $E_k = \frac{1}{2}(x_k - y_k)^2$ , 按照梯度下降法修正网络的权系数有:

$$\Delta w_{si}^{(3)}(k) = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{si}^{(3)}} + \alpha \Delta w_{si}^{(3)}(k-1)$$

式中:  $\eta$  为学习速率;  $\alpha$  为惯性系数。

进而得出网络输出层权的学习算法为:

$$\begin{cases} \Delta w_{si}^{(3)}(k) = \eta \delta_s^{(3)} o_i^{(2)}(k) + \alpha \Delta w_{si}^{(3)}(k-1) \\ \delta_j^{(3)} = e(k) \operatorname{sgn} \left[ \frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \right] \left[ \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial o_j^{(3)}(k)} \right] g' [net_s^{(3)}(k)] \end{cases} \quad (4)$$

同理可得隐含层加权系数的学习算法为:

$$\begin{aligned} \Delta w_{ji}^{(2)}(k) &= \eta \delta_j^{(2)} o_i^{(1)}(k) + \alpha \Delta w_{ji}^{(2)}(k-1) \delta_j^{(2)} = \\ & f' [net_j^{(2)}(k)] \sum_{s=1}^3 \delta_s^{(3)} w_{sj}^{(3)}(k) \quad j=1,2,\dots,Q \end{aligned} \quad (5)$$

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

基于 BP 神经网络的 PID 参数自调整方法如下。

① 本仿真实验 BP 神经网络选择 3-5-3 结构, BP 神经网络的学习速率  $\eta = 0.3$ 、惯性系数  $\alpha = 0.2$ , 加权系数初始值取区间为  $[-0.8, 0.8]$ ;

② 采样得到  $x(k)$  和  $y(k)$ , 计算该时刻误差  $e(k) = x(k) - y(k)$ ;

③ 对  $x(k)$ 、 $y(k)$  和 PID 参数进行归一化处理, 作为 BP 网络的输入;

④ 计算 BP 网络各层神经元的输入和输出, BP 网络输出层的输出即为 PID 控制器的可调参数  $K_p$ 、 $K_i$  及  $K_d$ ;

⑤ 计算 PID 控制器的控制输出  $U(k)$ , 并让它参与控制和计算;

⑥ 进行 RBF 网络辨识, 得到  $\partial y(k)/\partial \Delta u(k)$ , 在线调整 BP 网络加权系数, 实现 PID 控制参数的自整定;

⑦ 置  $k = k + 1$ , 返回到①。

### 2.2 RBF 动态辨识网络参数调整算法

RBF 网络是一种三层前向网络, 输入到输出的映射是非线性的, 由它构成的辨识网络结构如图 5 所示。

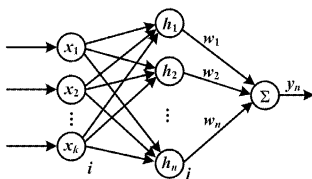


图 5 RBF 网络结构图

Fig. 5 Structure of RBF network

图 5 中:  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$  为网络的输入向量;  $\mathbf{H} = [h_1, h_2, \dots, h_j, \dots, h_n]^T$  为 RBF 网络的径向基向量,  $h_j$  为高斯函数,  $h_j = \exp(-\|X_j - C_j\|^2/2b_j^2)$  ( $b_j$  为节点  $j$  的基宽度参数,  $C_j$  为网络第  $j$  个节点的中心矢量);  $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$  为网络的权向量。由此得到: RBF 网络的输出  $\mathbf{y}_n(k) = [w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_n h_n]^T$ , 辨识性能指标函数  $J = [y(k) - y_n(k)]^2/2$ 。

由梯度下降法可得输出权、节点中心和节点基宽参数的迭代算法, 即:

$$\begin{aligned} w_j(k) &= w_j(k-1) + \eta [y(k) - y_n(k)] h_j + \\ & \quad \alpha [w_j(k-1) - w_j(k-2)] \\ \Delta c_{ji} &= \frac{[y(k) - y_n(k)] w_j (x_j - c_{ji})}{b_j^2} \\ c_{ji}(k) &= c_{ji}(k-1) + \eta \Delta c_{ji} + \alpha [c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2)] \\ \Delta b_j &= [y(k) - y_n(k)] w_j h_j \left( \frac{\|X_j - C_j\|^2}{b_j^3} \right) \\ b_j(k) &= b_j(k-1) + \eta \Delta b_j + \\ & \quad \alpha [b_j(k-1) - b_j(k-2)] \end{aligned} \quad (6)$$

被控对象 Jacobian 信息的动态辨识算法为:

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \approx \frac{\partial y_n(k)}{\partial \Delta u(k)} = \frac{\sum_{j=1}^n w_j h_j (c_{ji} - x_1)}{b_j^2}$$

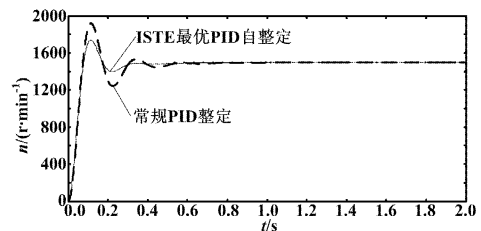
式中:  $x_1 = \Delta u(k)$ 。

在本仿真实验中, RBF 神经网络采用 3-6-1 结构, 辨识网络的输入向量为  $u(k)$ 、 $y(k)$  和  $y(k-1)$ , 学习速率  $\eta = 0.28$ ; 惯性系数  $\alpha = 0.06$ ; 基函数中心点  $C_j = 0$ ; 基宽度参数  $b_j = 2, j = 1, 2, 3$ 。

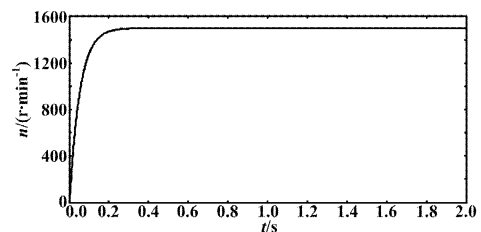
### 3 控制系统仿真实现与分析

根据上述神经网络 PID 参数自整定算法, 通过 Simulink 对伺服电机转速进行仿真, 选用伺服电机参数为:  $U = 200 \text{ V}$ 、 $Nn = 1500 \text{ N/s}$ 、 $Tl = 0.03 \text{ s}$ 、 $Tm = 0.2 \text{ s}$ 、 $In = 1 \text{ A}$ 、 $Ra = 0.5 \Omega$ 、 $Ce = 0.132 \text{ V/(r} \cdot \text{min}^{-1})$ 。

首先通过人机交互的伺服电机模型辨识平台, 运用离线算法训练 RBF 神经网络, 将得到的参数值作为在线算法的初始值, 然后使用动态辨识的自整定算法在线训练网络。在给定转速为  $1500 \text{ r/min}$  时, 自整定算法转速仿真结果如图 6 所示。



(a) 传统PID自整定算法



(b) 神经网络PID自整定算法

图 6 仿真结果

Fig. 6 Simulation results

由图 6(a)可知,采用常规 PID 整定法和 ISTE 最优 PID 自整定算法调整也能达到稳态,但调节时间长且存在超调和稳态误差,在给定值附近的周期性波动也较大。

由图 6(b)仿真结果可以看出,与常规 PID 整定法和 ISTE 最优 PID 自整定算法相比,经神经网络 PID 参数自调整 0.3 s 后,转速即达到稳态,可实现系统无静差和无超调。与传统 PID 参数整定方法相比,该算法采用 BP 网络对 PID 参数进行在线自整定,避免了人工整定 PID 参数的繁琐工作;同时,采用 RBF 网络作为被控对象的动态辨识器,能实现系统瞬态响应,并且稳态精度和鲁棒性都大大加强。

此外,在仿真实验中也观察到输出响应的控制效果与 BP 网络的初始权值密切相关。初始权值一般根据先验知识设定,若取值不当,很容易造成系统输出在开始时产生较大的振荡。这是由于神经网络算法是基于梯度下降的方法,容易陷入局部极小和全局搜索能力弱等问题。采用遗传算法和粒子群算法能自适应地控制搜索过程和自动获取最优解,并积累有关 PID 参数的先验知识,从而达到优化初始权值的目的。但在实际应用中,该算法仍需做进一步的研究<sup>[6-7]</sup>。

#### 4 结束语

本文以伺服电机为被控对象,采用 VC + +6.0 软件,开发了控制参数的自整定界面,并通过 Matlab 对 PID 控制参数自整定算法做了仿真。仿真结果表

明,传统自整定算法虽然简单实用、计算量小且参数调整容易,但由于该算法是根据经验建立 PID 控制参数,不能动态地进行参数在线调整,因而无法从根本上解决参数动态辨识自整定的问题;而基于 RBF 网络辨识的 BP 网络自整定 PID 控制算法能克服被控对象的不确定性和非线性,能很好地解决系统参数自整定问题,显著提高了伺服电机转速的动态响应和跟踪精度、减小了振荡,能在快速响应的同时实现系统的无静差,更适用于时变非线性和强干扰的复杂伺服控制系统中<sup>[8]</sup>。

#### 参考文献

- [1] 王威,杨平. 智能 PID 控制方法的研究现状及应用展望[J]. 自动化仪表,2008,29(10):1-3.
- [2] 陶永华. 新型 PID 控制及其应用[M]. 2 版. 北京:机械工业出版社,2005:75-196.
- [3] 孙灵芳,任栋,张玉恒,等. 改进 DRNN 在单元机组协调控制系统参数整定中应用[J]. 电力自动化设备,2009,29(8):106-109.
- [4] Li Y, Ang K H, Chong G. PID control system analysis and design[J]. IEEE Control System Magazine, 2006, 26(1):32-41.
- [5] 赵江东,李娟,马小陆. 基于 RBF 神经网络动态辨识的自整定 PID 控制策略[J]. 工业仪表与自动化装置,2009(6):12-15.
- [6] 黄宜庆,黄友锐,田一鸣,等. 遗传算法和小波神经网络 PID 在电机控制系统中的应用[J]. 仪表技术与传感器,2009(4):132-134.
- [7] 张世峰,李鹏. 基于神经网络的自整定 PID 控制器设计[J]. 自动化仪表,2009,30(7):64-66.
- [8] 姜忠山,宋超,朱飞翔,等. 遗传算法优化 BP 神经网络在转速 PID 控制中的应用[J]. 兵工自动化,2009,28(3):52-55.

(上接第 58 页)

#### 5 结束语

针对当前高新技术发展对人机交互的需求,本文设计了以 MXR9500 三轴加速度传感器为核心检测元件的新型数据手套。该系统排除了采用力学传感器和传统加速度传感器的数据手套所具有的缺陷,可以准确地获得手势动作的空间三维信息和手指的运动信息。

利用该数据手套设计的手语字母识别系统识别准确率较高,模糊算法的运用进一步提高了系统识别的非特定性。

新型数据手套具有结构简单、价格低廉、稳定性好和可移植性强等诸多优点,可以广泛应用于科学研究及工业生产等多个领域。

#### 参考文献

- [1] 张海涛,阎贵平. MEMS 加速度传感器的原理及分析[J]. 电子设计技术,2003,24(6):260-265.
- [2] 中国聋人协会. 中国手语[M]. 北京:华夏出版社,2003:15-16.
- [3] 胡友树. 手势识别技术综述[J]. 中国科技信息,2005(2):40-41.
- [4] Liang R H, Ouhyoung M. A real-time continuous gesture recognition system for sign language[C]//The Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, 1998:558-565.
- [5] 曾光奇,胡均安,王东,等. 模糊控制理论与工程应用[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2009:72-85.
- [6] 程力,丁维明. 模糊控制器简化设计方法及应用[J]. 自动化仪表,2001,22(5):11-14.
- [7] 李国峰,王锦,张勇,等. 基于 MEMS 加速度传感器的智能输入系统[J]. 传感技术学报,2009,22(5):643-646.