

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.05.022

## 基于模糊神经网络 PID 的机床直流调速系统

高玉萍

(阿克苏职业技术学院 机电系, 新疆 阿克苏 843000)

**摘要:** 为解决 PID 参数的在线调整问题, 针对龙门刨床的主拖动系统, 提出将神经网络的模糊 PID 自适应控制器用于直流调速系统的方法。分析龙门刨床电气设备的组成, 综合模糊控制和神经网络的长处, 将神经网络、模糊逻辑和 PID 控制相融合, 构成模糊神经网络控制器, 并通过 MATALAB 对系统进行仿真。设计时, 将模糊规则融于神经网络中, 通过对神经网络的自学习、自适应能力在线调整模糊规则和隶属函数参数, 对 PID 控制器实现在线实时调整。仿真结果表明, 该系统比普通控制器具有更好的动、静态特性。

**关键词:** 直流调速系统; 自适应控制; 模糊神经网络; BP 算法

**中图分类号:** O231; TP183 **文献标识码:** A

## DC Adjustment Speed System of Machine Tool Based on Fuzzy Neural Network PID

GAO Yu-ping

(Dept. of Machine & Electricity, Aksu Vocation Technology College, Aksu 843000, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of on-line adjustments of PID parameter, proposes a new method of fuzzy neural network adaptive PID control in direct current (DC) speed regulating system aiming at advocate-drag system of Dragon-planer. Analyze constitution of electric device at planer, integrate advantages of neural network and fuzzy control, That is a fuzzy neural network control be composed by combination of neural network with fuzzy logic system and PID controller, and then composing fuzzy neural network controller, process system simulation through MATALAB. In design, fuzzy rule is integrated into neural network. The control principles of fuzzy neural network controller are taken to realize adjustment of fuzzy rule and membership function parameter by self-learning adaptive ability. The simulation result shows that the system has good dynamic and static characteristic than general controller.

**Keywords:** DC speed regulating system; Adaptive controller; Fuzzy neural network; BP algorithm

### 0 引言

目前, 传统的直流调速系统大多仍采用常规 PID 控制, 参数整定都是根据动态对象离线进行的。参数一旦确定, 运行过程中就不能改变。但在实际系统中, 电机本身的参数(如电阻)和拖动负载(如转动惯量)在某些应用场合会随工况而变化; 而且, 许多拖动负载还含有非线性(弹性或间隙)、时变不确定和纯滞后等特点<sup>[1]</sup>。这就要求在 PID 控制中, 不仅控制器参数的整定不依赖于对象数学模型, 并且能在线调整参数, 以满足实时控制的要求。故将智能控制技术与 PID 控制器相结合, 以解决 PID 参数的在线调整问题。

### 1 龙门刨床电气设备的组成

#### 1.1 刨床电气控制框图

如图 1, 龙门刨床的运动可分为主运动、进给运动及辅助运动。主运动是工件随着工作台直线往复运动, 进给运动是刀架带着刨刀作横向或垂直的间歇运动, 辅助运动是为了调整刀具而设计的

(如横梁的夹紧放松、横梁的上下移动、刀架的快速移动、抬刀等)。

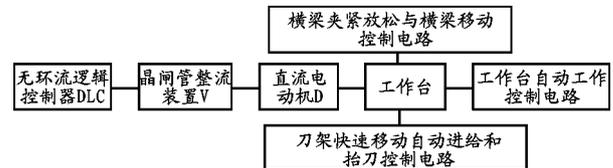


图 1 龙门刨床电气设备方框图

#### 1.2 主拖动系统组成<sup>[2]</sup>

主拖动系统内环是电流环(ACR), 采用PI调节器; 外环是转速环(ASR), 采用PID调节器。ASR和ACR实行串联连接, ASR的输出作为ACR的输入, 用ACR的输出去控制晶闸管整流装置的触发器(GT)。其原理图见文献[2]。

#### 1.3 PID控制原理<sup>[3]</sup>

在离散域内数字调节器的差分方程(采用增量式)为:

$$\Delta u(k) = k_p[e(k) - e(k-1)] + k_i e(k) + k_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (1)$$

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

收稿日期: 2009-12-28; 修回日期: 2010-02-25

作者简介: 高玉萍(1966-), 女, 河南人, 讲师, 1987年毕业于新疆塔里木大学, 从事机电一体化、控制工程方面的教学及应用研究。

式中,积分系数  $k_i = k_p \frac{T}{T_i}$ ,微分系数  $k_d = k_p \frac{T}{T}$ ,

$T$  为采样周期,满足香农 (shannon) 定理,  $\Delta e(k)$  为误差变化率,  $k$  为采样序号,  $k=1, 2, \dots, e(k-1)$  和  $e(k)$  分别为第  $(k-1)$  和第  $k$  时刻采样所得误差信号。

## 2 基于神经网络的模糊 PID 控制系统

### 2.1 模糊神经网络 PID 控制器结构<sup>[3]</sup>

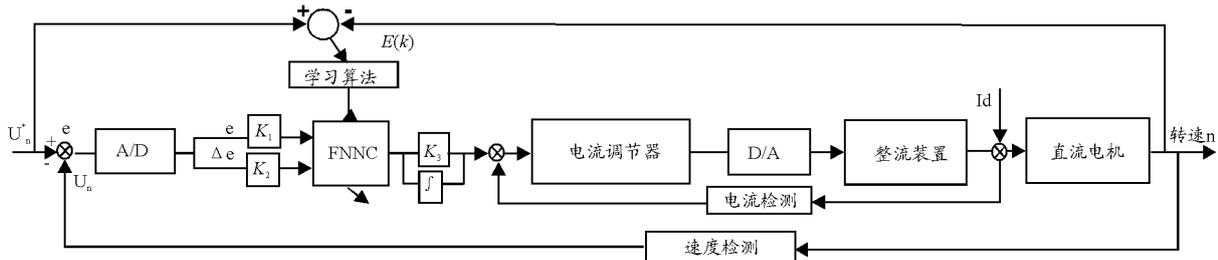


图 2 基于神经网络的模糊 PID 控制系统结构图

### 2.2 模糊神经网络控制器原理及算法<sup>[4-6]</sup>

#### 2.2.1 模糊神经网络控制模型

FNNC 是运用神经网络来进行模糊推理, 实质是将模糊规则用神经网络映射来表达, 故神经网络的节点是固定的, 模糊控制系统的输入、输出信号用神经网络的输入、输出节点来表示, 隶属函数和模糊控制规则用隐含节点来表示。如图 3。

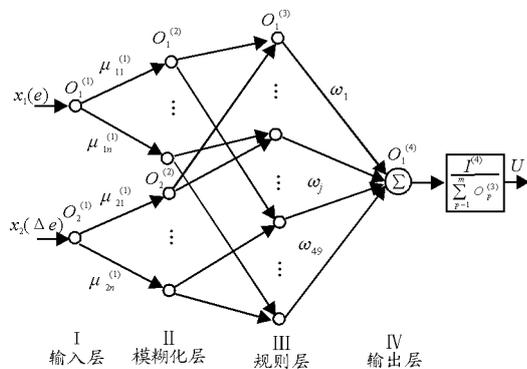


图 3 模糊神经网络控制模型

该模型由一个 4 层神经网络组成: 1) 输入层: 采用 2 个输入节点, 分别表示语言变量  $|e|$  和  $|\Delta e|$ ; 2) 模糊化层: 即隶属函数生成层, 节点为  $|e|$  和  $|\Delta e|$  的模糊子集, 每个输入变量取 7 个模糊子集: NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB, 相应的隶属函数也分别为 7 个, 函数形式为  $\mu_A = \exp\left[-\left(\frac{x-a}{b}\right)^2\right]$ , 分别对应神经网络的 14 个节点, 式中调整参数  $a$  和  $b$  可改变其形状和偏移点; 3) 模糊推理层: 即模糊规则生成层, 用来实现模糊推理, 它将输入模糊

综合模糊控制和神经网络的长处, 将具有较强逻辑推理功能的模糊控制与具有高度自学习、自适应能力的神经网络融为一体, 构成模糊神经网络的控制系统的, 用于直流调速。考虑到龙门刨床传动系统的结构, 为了保持常规直流调速系统的优越性, 转速环采用模糊神经网络控制器 (FNNC), 电流环仍然采用传统的 PI 调节器。如图 2,  $U_n^*(k)$  为设定值,  $U_n(k)$  为系统在  $k$  时刻的实测值。

子空间映射到输出空间; 4) 精确化层: (推理结果输出层), 也称模糊判决层, 计算模糊系统的输出值, 实现非模糊化功能, 节点为一个控制变量  $U$ 。

网络的 1) 层和 2) 层是模糊控制规则的前提部分; 3) 和 4) 层是模糊控制规则的结论部分。连接结构中融入了隶属函数、模糊规则、模糊化、清晰化的功能, 能够自动地调节隶属函数和模糊控制规则参数。

设描述二输入单输出关系的模糊规则为:

$$R_j: \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j \text{ and } \dots \text{ and is } A_i^j \text{ THEN } U \text{ is } \omega_j$$

式中:  $R_j (j=1, 2, \dots, m)$  表示第  $j$  条控制规则;  $x_i (i=1, 2, \dots, n)$  表示输入变量;  $A_i^j$  表示第  $j$  条规则第  $i$  个输入语言变量的模糊子集;  $U$  表示输出变量;  $\omega_j$  表示输出变量的模糊子集。采用 max-min 模糊推理和重心法解模糊, 模糊控制器的输出为:

$$u = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_j \omega_j}{\sum_{j=1}^m \mu_j} \tag{2}$$

其中,

$$\mu_j = \min(\mu_{A_1^j}, \mu_{A_2^j}, \dots, \mu_{A_n^j}) = [\mu_{A_1^j}(x_1) \mu_{A_2^j}(x_2) \dots \mu_{A_n^j}(x_n)]$$

是第  $j$  条规则的激活度;  $\omega_j$  是模糊语言值隶属函数的中点坐标。

设模糊神经网络的第 (L) 层的第  $i$  个节点的

输入为  $I_i^{(L)}$ ，输出为  $O_i^{(L)}$ ，神经网络模糊控制器各层单元的输入、输出关系如下。

第一层（输入层）：

$$O_i^{(1)} = x_i \quad (3)$$

式中， $i=1, 2$ ，表示 2 个输入变量  $|e|$  和  $|\Delta e|$ 。

第二层（模糊化层）：

$$I_{ik}^{(2)} = net_{ik}^{(2)} = -\frac{[O_i^{(1)} - a_{ik}]^2}{b_{ik}} \quad (4)$$

$$O_{ik}^{(2)} = \mu_{ik}^{(2)} = \exp(net_{ik}^{(2)}) \quad (5)$$

式中， $k=1, 2 \dots n$ ； $n=7$ ，表示有 7 个语言变量值：NB、NM、NS、ZE、PS、PM、PB。取第一层到第二层的连接权均为 1。 $\mu_{ik}^{(L)}$  为第 L 层输出的隶属函数。

第三层（模糊推理层）：

$$I_k^{(3)} = net_k^{(3)} = \prod_{i=1}^2 O_{ik}^{(2)} \quad (6)$$

$$O_j^{(3)} = net_j^{(3)} \quad (7)$$

式中， $j=1, 2, \dots, k^2$ ； $k^2=49$ 。取第二层到第三层的连接权均为 1。

第四层（推理结果输出层）：

$$I_k^{(4)} = net_k^{(4)} = \sum_{j=1}^m O_j^{(3)} \omega_j \quad (m = k^2 = 49) \quad (8)$$

$$O_j^{(4)} = u = \frac{net^{(4)}}{\sum_{j=1}^m O_j^{(3)}} = \frac{\sum_{j=1}^m O_j^{(3)} \omega_j}{\sum_{j=1}^m O_j^{(3)}} \quad (9)$$

取各语言值的初始隶属函数为正态分布的高斯函数为：

$$\mu_{ik}(X_i) = \exp\left[-\left(\frac{x_i - a_{ik}}{b_{ik}}\right)^2\right] \quad (10)$$

### 2.2.2 基于 BP 算法的 FNN 学习

FNNC 网络自学习、自适应控制的过程实际上是利用适当的学习算法调整网络权值  $\omega_j$  和隶属函数参数  $a_{ik}$ 、 $b_{ik}$ 。BP 神经网络具有逼近任意非线性函数的能力，而且结构和算法简单明确，故采用误差反向传播 BP 算法进行模糊神经网的权值学习。

取误差函数为期望输出与实际输出的误差平方和，即

$$E_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m e_i^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m [r(k) - y(k)]^2 = \min \quad (\text{离线情形}) \quad (11)$$

$$E_2 = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2 = \min \quad (\text{在线情形}) \quad (12)$$

其中， $m$  为学习样本数， $r(k)$  为给定的输出， $y(k)$  为被控对象的输出。

网络权值和高斯函数参数的调整设网络连接权值的学习规则为  $\Delta\omega_j \propto (-\frac{\Delta E}{\Delta\omega_j})$ ，按最速下降法

修正网络的加权系数，并附加一个使搜索快速收敛，全局极小的动量项，则有：

$$\omega_j(k+1) = \omega_j(k) - \eta(k) \frac{\partial E}{\partial \omega_j} + \alpha \Delta\omega_j(k) \quad (13)$$

$$\Delta\omega_j(k) = \omega_j(k) - \omega_j(k-1) \quad (14)$$

式中， $\eta(k)$  为学习率， $0 < \eta(k) < 1$ ； $\alpha$  为动量因子， $0 < \alpha < 1$ ，它可使收敛速度加快，权值的变化较平稳； $k$  为采样时刻，要求  $\omega_j(k+1)$  的值只要求出  $\frac{\partial E}{\partial \omega_j}$  的值即可。在  $k$  时刻，有：

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_j} = \frac{\partial E}{\partial y(k)} * \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} * \frac{\partial u(k)}{\partial \omega_j} = -[r(k) - y(k)] * \quad (15)$$

$$\frac{\sum_{j=1}^m O_j^{(3)}}{\sum_{j=1}^m O_j^{(3)}}$$

式中， $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  在被控对象未知情况下可用一阶差商近似取代。

$$\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \approx \frac{y_i[u(k+1)] - y_i[u(k)]}{u(k+1) - u(k)} = \frac{y_i[u(k) + \Delta u(k)] - y_i[u(k)]}{\Delta u(k)} \quad (16)$$

再套用与求  $\omega_j$  类似的方法可求出  $a_{ik}, b_{ik}$ ：

$$a_{ik}(k+1) = a_{ik}(k) - \eta(k) \frac{\partial E}{\partial a_{ik}} + \alpha [a_{ik}(k) - a_{ik}(k-1)] \quad (17)$$

$$b_{ik}(k+1) = b_{ik}(k) - \eta(k) \frac{\partial E}{\partial b_{ik}} + \alpha [b_{ik}(k) - a_{ik}(k-1)] \quad (18)$$

根据文献[6]语言变量各模糊子集的初始隶属函数，可由下式计算：

$$\mu_{A_i}^j(x_i) = \exp\left[-\left(\frac{\omega_s x_i - \omega_c}{1/\omega_d}\right)^2\right] \quad (19)$$

设各变量论域为：

$$x_1 = [-e, +e] = [-3, +3]; \quad x_2 = [-\Delta e, +\Delta e] = [-1.5, +1.5]$$

$$U = [-u, +u] = [-0.5, +0.5]$$

$$K_1 = \omega_{s1}(0) = \frac{e}{n} = \frac{6}{3} = 2 \quad K_2 = \omega_{s2}(0) = \frac{n}{\Delta e} = \frac{6}{1.5} = 4$$

初值： $\omega_c(0)=\{-3,-2,-1,0,1,2,3\}$   $\omega_d(0)=\{1\}$

$\omega_{s1}(0)=2$ ； $\omega_{s2}(0)=4$ ； $\eta=0.45$ ； $\alpha=0.2$

神经网络自适应模糊 PID 控制器算法归纳为：

1) 选定学习速率  $\eta$  和动量因子  $\alpha$ ，此时  $k=1$ ；

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

3) 对  $e(i)$  ( $i=k, k-1, \dots, k-p$ )、 $\Delta e(i)$  进行归档模糊化处理，作为 FNNC 的输入；

4) 进行神经网络的学习，由式 (13)、式 (14)、式 (17)、式 (18)，在线调整网络权值  $\omega_j$  和可变参数  $a_{ik}$ 、 $b_{ik}$ ，实现 PID 控制参数的自适应调整；

5) 置  $k=k+1$ ，返回到 1)。

### 3 系统仿真

系统仿真时所用的参数如下：

直流电动机：220 V、136 A、1 460 r/min， $C_e=0.132$  min/r，允许过载倍数  $\lambda=1.5$ 。晶闸管装置放大系数： $K_s=40$ 。电枢回路总电阻： $R=0.5 \Omega$ 。时间常数： $T_i=0.3$  s， $T_m=0.18$  s。电流反馈系数： $\beta=0.05$  V/A。转速反馈系数： $\alpha=0.007$  Vmin/r。 $T=0.01$  s。

用 MATLAB 对系统进行仿真，仿真时间为 10 s，仿真曲线如下：图 4、图 5 分别为传统 PID 控制器和神经网络模糊 PID 控制器在  $T_1=200$ 、 $T_2=300$ 、 $\tau=160$  时的阶跃响应仿真曲线。从图 5 中可以看出神经网络模糊 PID 控制系统超调量小、响应快、稳态误差小，性能远远优于传统增量式 PID 控制。

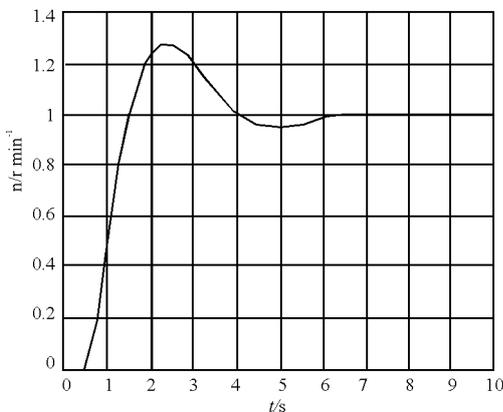


图 4 传统 PID 控制器阶跃响应仿真曲线

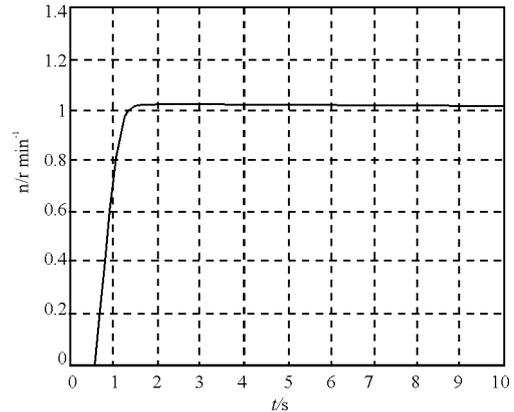


图 5 模糊神经网络 PID 控制阶跃响应仿真曲线

该系统既具有模糊控制的简单灵活的非线性控制作用及神经网络的学习和自适应能力，同时还保留了 PID 调节的广泛适用性。仿真结果表明，该系统比普通控制器具有更好的动、静态特性，对于含非线性环节、参数变化和有负载扰动的直流调速系统十分有效。

### 参考文献：

- [1] 肖海荣, 刘文江. 基于模糊控制的直流电动机调速系统仿真研究[C]. 山东: 中国自动化协会第 19 届青年学术年会论文集, 2004(8): 194-197.
- [2] 尔桂花, 窦曰轩. 运动控制系统[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [3] 易继锴, 侯媛彬. 智能控制技术[M]. 北京: 北京工业大学出版社, 2003.
- [4] 赖兴余. 基于神经网络的自适应模糊控制器[J]. 江西农业大学学报, 1998, 20(1): 110-115.
- [5] 乔美英, 等. 模糊逻辑神经网络控制在交流调速中的应用[J]. 电机与控制学报, 2003, 7(1): 75-78.
- [6] 王小兰, 等. 模糊神经网络实现的 PID 参数自调整控制及应用研究[J]. 电机与控制学报, 1998, 2(2): 115-118.
- [7] 刘金琨. 先进 PID 控制及其 MATLAB 仿真[M]. 电子工业出版社, 2003.
- [8] 李人厚. 智能控制理论和方法[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
- [9] 高东杰, 等. 应用先进控制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
- [10] 张智星, 孙春在, 等. 模糊-神经与软计算[M]. 西安: 西安大学出版社, 2002.
- [11] Loftia. Zadeh. Fuzzy logic neural networks and soft computing, One-page course announcement of cs 294-4, Spring 1993, the University of California at Berkeley: November 1992.
- [12] S. Rvssell and P. Norving. Artificial intelligence. A modern approach. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ: 1995.

### 4 结语