



## 模糊神经网络在冷连轧厚度控制中的应用

薛 薇, 吴青华

(天津科技大学电子信息与自动化学院, 天津 300222)

**摘要:** 由于冷连轧厚度控制系统具有非线性、大时滞的特点, 在冷连轧厚度的常规 PID 控制中, PID 控制器的参数往往针对某一种情况进行整定, 很难控制冷连轧厚度始终处于一个好的状态. 为此, 在分析了厚度控制原理的基础上, 设计了用一个 2-5-1 结构的 BP 网络实现的模糊神经网络控制器 (FNNC), 并将该 FNNC 控制器与积分作用相结合构成一个 FNNC-I 控制器. 仿真结果表明, 该 FNNC-I 控制器提高了系统的动态和稳态性能、抗干扰性以及鲁棒性, 其控制效果优于常规 PID 控制器.

**关键词:** 冷连轧; 厚度控制; 模糊神经网络; PID

**中图分类号:** TG335.5      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1672-6510(2012)02-0049-04

## Fuzzy Neural Network on the Application in Thickness Control of Tandem Cold Mill

XUE Wei, WU Qinghua

(College of Electronic Information and Automation, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

**Abstract:** There are nonlinear, large time delay characteristics of tandem cold mill thickness control, so it is difficult to keep thickness within a small tolerance using PID controller, whose parameters are set only for one stable situation. Based on the analysis of thickness control theory, a fuzzy neural network controller (FNNC) with simple structure was designed, which was realized by a BP network with 2-5-1 structure. On the basis of this controller, an intergral action was added to constitute FNNC-I controller. Simulation results show that the dynamic, static, anti-interference performance and the robustness of the system were all improved by this FNNC-I controller, so it is better than the conventional PID controller.

**Key words:** tandem cold mill; thickness control; fuzzy neural network; PID

在冷轧过程中, 自动厚度控制 (AGC) 是冷连轧机控制系统的重要组成部分, 其性能的优劣直接影响产品的质量, 同时还会影响板型控制的精度. 因此, 自动厚度控制对提高产品的厚度和板形精度有重要的意义.

早期采用的是直接测量厚度的反馈式自动厚度控制<sup>[1]</sup>, 通常采用常规 PID 控制. 常规 PID 控制器原理简单、设计方便, 在工业控制中被广泛应用, 但控制器对系统模型的精确性依赖较强, 对于非线性、时变且受随机干扰的系统, 一般难以获得较好的控制性能<sup>[2]</sup>. 虽然冷连轧厚度的测量仪器 (比如 KELK 公司

生产的张力测量仪) 测出的精度较高, 经二次仪表处理后实时性也较好, 但是测量点与执行器的工作点存在着较大距离, 因此系统存在较大的滞后; 而且在执行器执行时, 又存在液压系统的响应滞后. 按照常规 PID 控制方式, 控制系统响应不及时, 必然导致系统超调量大, 调节时间长, 控制效果不佳; 在实际应用中很难获得高精度的厚度控制数学模型, 这也使得依赖高精度数学模型的 PID 控制在厚度控制上不能发挥其优势. 换言之, 冷连轧机是复杂的机、电、液多变量耦合的大滞后的物理系统, 在实际轧制过程中影响机架厚度的工艺参数很多, 厚度的变化又对其他工艺

参数产生相互影响. 若采用 PID 控制, 很难达到厚度控制系统的要求, 因此越来越多的研究人员开始关注智能方法在厚度控制中的应用<sup>[3]</sup>. 一种做法是采用 Smith 预估器进行补偿<sup>[4-5]</sup>, 但 Smith 预估器的抗干扰能力较差, 且对数学模型的误差十分敏感, 模型失匹会使得系统稳定性和鲁棒性变差. 而模糊神经网络控制器由于具有良好抗干扰性和鲁棒性, 在许多工业过程中得到了广泛的应用<sup>[6-8]</sup>.

本文设计一个 3 层结构的 BP 网络实现的模糊神经网络控制器 (FNNC), 该模糊神经网络控制器结构及算法简单、实现方便. 为了提高控制系统的稳态性能, 在此基础上将 FNNC 控制器与积分作用相结合, 构成了一个 FNNC-I 控制器. 该控制器在厚度控制中取得了较好的控制效果.

### 1 厚度控制系统模型

以酸洗五连轧联合机组的轧机为例, 对辊缝内环进行 PID 控制, 并考虑测厚仪滞后的影响, 可以得到整个厚度环被控对象的传递函数<sup>[1]</sup>为

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{20\,000Ke^{-\tau s}}{s^2 + 200s + 20\,000} \quad (1)$$

式中:  $\tau = \frac{L}{v}$ ,  $L$  为测厚仪到轧机中心轴线的距离,  $v$  是轧机出口带钢的速度, 如图 1 所示. 控制器的响应时间, 液压系统执行器的执行时间和测厚仪的响应时间为 100 ms. 这样, 仿真研究时考虑大时滞, 也就是低速轧制的情况, 取滞后时间为 1 s. 这里取  $K = 1$ . 这样厚度控制数学模型的传递函数<sup>[9]</sup>就变为

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{20\,000e^{-s}}{s^2 + 200s + 20\,000} \quad (2)$$

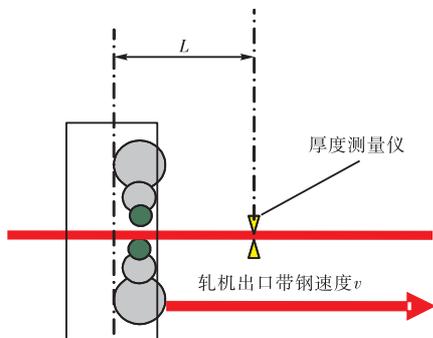


图 1 轧机示意图

Fig.1 Schematic diagram of mill

## 2 模糊神经网络控制系统

### 2.1 FNNC 结构与算法

#### 2.1.1 FNNC 的结构

本文采用的模糊神经网络控制器结构框图如图 2 所示.

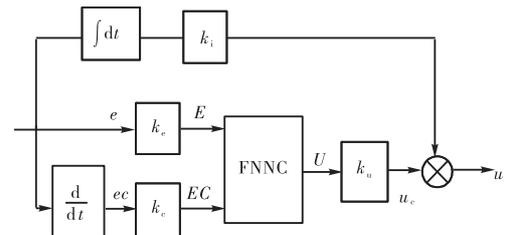


图 2 FNNC 的原理结构图

Fig.2 Structure diagram of FNNC principle

为了更好地提高系统的稳态性能, 在 FNNC 基础上再并联一个积分控制环节, 构成一个 FNNC-I 控制器. 图中,  $k_e$  为误差量化因子,  $k_c$  为误差变化量化因子,  $k_u$  为控制器输出的比例因子,  $k_i$  为积分环节放大系数.

模糊系统善于直接表示逻辑, 适于直接表示知识; 神经网络长于学习, 通过数据隐含表达知识. 对于模糊神经网络控制器, 如何把模糊逻辑推理与神经网络技术相结合, 采用什么样的神经网络结构来实现模糊逻辑控制作用, 大多数学者提出的网络结构都是与模糊逻辑推理的前后件相匹配的结构, 这样的网络结构较为复杂, 一般为 4 层或 5 层网络, 其算法复杂、训练及学习过程较长, 不便于进行实时控制和应用开发<sup>[10]</sup>.

本文采用的模糊逻辑和神经网络相结合的方式是用神经网络学习并记忆模糊规则的控制. 即通过一组神经元不同程度的兴奋表达一个抽象的概念值, 由此将抽象的经验规则转化成神经网络的输入输出样本, 通过神经网络学习并记忆这些样本, 控制器以联想记忆方式使用这些经验, 在一定意义上与人的联想记忆思维方式接近. 神经网络中应用最广的是多层前向网络, 多层前向网络应用于具体实时控制问题时, 必须有一个训练网络权值的算法, 应用最广的是 BP 算法, 这种算法思路简洁明了, 具有自适应、自学习、自组织功能. 考虑到 BP 网络已经成功地应用于多种控制系统, 并且其结构简单、易于实现, 选用 3 层的 BP 网络作为模糊神经网络控制器<sup>[11]</sup>, 其结构如

图3所示.

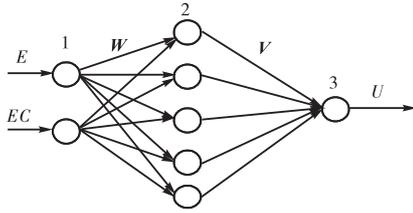


图3 BP网络结构图

Fig.3 Structrue diagram of BP network

图3是一个2-5-1结构的BP网络,输入层节点有2个,分别是误差E和误差变化EC;中间层节点有5个,这一层的节点数目不是固定不变的,可以根据实际情况进行调整,一般为5个左右;输出层节点只有一个,即控制量U.

2.1.2 FNNC 算法

BP网络采用如下控制算法<sup>[11-12]</sup>:

$$\text{输入层: } I_1^0 = E, I_1^1 = EC, O_1^i = I_1^i$$

$$\text{中间层: } I_2^j = \sum_{i=0}^1 W_i^j O_1^i, O_2^j = f(P_j, I_2^j)$$

$$\text{输出层: } O_3 = I_3 = U, U = \sum_{j=0}^4 V_j O_2^j$$

式中:  $i=0,1$ ;  $j=0,1,2,3,4$ ;  $f(P, I) = \frac{(1-e^{-PI})}{(1+e^{-PI})}$  为双曲正切函数;  $W$ 、 $V$  为权值向量;  $P$  为在  $[0, 1]$  闭区间取值的常数. 其性能指标函数为

$$J = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^h [n_0(t) - n(t)]^2 \quad (3)$$

式中:  $t$  为训练次数;  $n_0(t)$  为输入样本函数;  $n(t)$  为网络实际输出函数. 学习算法采用带有阻尼项的BP算法,即

$$V_j(t+1) = V_j(t) - \eta(t) \frac{\partial J}{\partial V_j} + \alpha \Delta V_j(t) \quad (4)$$

$$W_i^j(t+1) = W_i^j(t) - \eta(t) \frac{\partial J}{\partial W_i^j} + \alpha \Delta W_i^j(t) \quad (5)$$

其中:

$$\frac{\partial J}{\partial V_j} = -\sum [n_0(t) - n(t)] O_2^j \frac{\partial n(t)}{\partial u(t)} \quad (6)$$

$$\frac{\partial J}{\partial W_i^j} = -\frac{1}{2} \sum [n_0(t) - n(t)] V_j [1 - f^2(P_j, I_2^j)] I_i^j \frac{\partial n(t)}{\partial u(t)} \quad (7)$$

对于步长  $\eta(t)$ , 采用变步长的方法. 即当权值误差  $e(t) \leq 0.95e(t-1)$  时,  $\eta(t+1) = 1.25\eta(t)$ ; 当  $e(t) \geq 1.05e$

$(t-1)$  时,  $\eta(t+1) = 0.75\eta(t)$ ; 其他情况,  $\eta(t+1) = \eta(t)$ . 其中:

$$\frac{\partial n(t)}{\partial u(t)} = \frac{n(t) - n(t-1)}{u(t) - u(t-1)} \quad (8)$$

2.2 初始权值的确定

厚度控制中的神经网络初始值可以由模糊控制表作为学习样本离线学习得到. 这里选用带有自调整因子的模糊控制器的输入、输出构成模糊控制表. 即

$$\begin{cases} U = -\langle \alpha E + (1-\alpha)EC \rangle \\ \alpha = \frac{1}{N}(\alpha_s - \alpha_0)|E| + \alpha_0 \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $0 \leq \alpha_0 \leq \alpha_s \leq 1$ ;  $\alpha \in [\alpha_0, \alpha_s]$ ;  $\{E\} = \{EC\} = \{U\} = \{-N, \dots, -1, 0, 1, \dots, N\}$ ,  $\{E\}, \{EC\}, \{U\}$  分别为误差、误差变化、控制量的模糊论域.

经过样本学习后得到的初始权值组成的模糊神经网络控制器, 在控制初期就已经被赋予了人的操作经验.

3 仿真研究

3.1 PID 稳定域的确定与参数整定

为了更好地对PID控制器进行参数整定, 首先使用确定PID参数稳定域的图解法<sup>[13]</sup>, 在参数空间中, 用拟多项式(Quasi-Polynomial)稳定的一个图解准则, 直接绘出PID参数的稳定域. 然后在所确定的稳定域中选择一组合适的PID参数.

按照文献[13]给出的图解法, 在确定  $k_p = 0.025$  时, 绘制出  $k_d, k_i$  的稳定域如图4所示. 图4中的阴影区为  $k_d, k_i$  参数稳定区. 在稳定域范围内,  $k_p = 0.025, k_d = 0.01, k_i = 0.45$  时系统响应曲线最佳, 因此, 选取这组参数作为PID控制器参数.

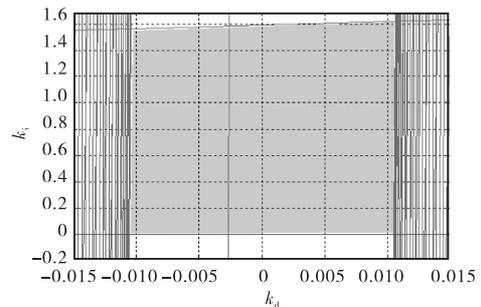


图4  $k_p = 0.025$  时,  $k_d$  和  $k_i$  的稳定域  
Fig.4 Stabilizing regions of  $k_d$  and  $k_i$  when  $k_p = 0.025$

### 3.2 模糊神经网络与传统 PID 的仿真结果

PID 控制器的参数整定为： $k_p = 0.025$ ， $k_d = 0.01$ ， $k_i = 0.45$ ；FNNC-I 控制器的参数按经验整定为： $k_e = 5$ ， $k_c = 0.01$ ， $k_u = 1$ ， $k_i = 0.42$ 。

不加任何干扰，在单位阶跃信号的作用下，两种控制器的仿真结果见图 5。在单位阶跃信号的作用下， $t = 15\text{ s}$  时，加相同幅值为 0.25 的阶跃扰动，两种控制器的仿真结果见图 6。

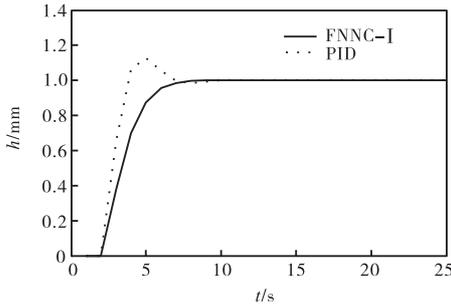


图 5 无干扰时的仿真结果对比

Fig.5 Comparison of simulation when noninterference

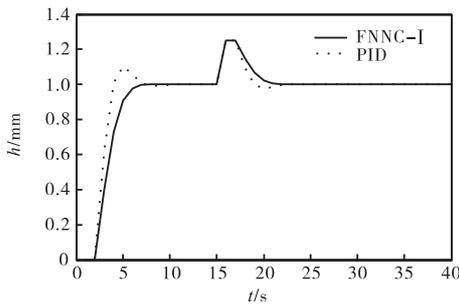


图 6 加干扰时的仿真结果对比

Fig.6 Comparison of simulation when interference

由图 5 可以看出，FNNC-I 没有超调，而 PID 控制器的超调明显，达到 12%。图 6 中，在有干扰的情况下，PID 的抗干扰能力不如 FNNC-I，PID 控制存在负超调。

由于冷轧机组轧制速度是可变的，这样就造成系统控制对象的滞后时间不一样。当滞后时间  $\tau = 2\text{ s}$  时，PID 控制器和 FNNC-I 控制器的响应曲线见图 7。滞后时间  $\tau = 3\text{ s}$  时，PID 控制器和 FNNC-I 控制器的响应曲线见图 8。

在图 7 中的仿真结果中，PID 控制器最大超调为 38%，而此时 FNNC-I 没有超调。在图 8 中的仿真结果中，PID 控制器最大超调为 63%，FNNC 的超调只有 1%。随着延时时间的加长，PID 控制器的超调明显变大，调节时间变长。由此可以看出，在系统模型参数改变时，FNNC-I 控制系统比传统的 PID 控制系统具

有更好的动态、稳态性能，响应速度快且超调小。这说明模糊神经网络控制对被控对象精确数目模型的依赖性明显小于传统的 PID 控制。

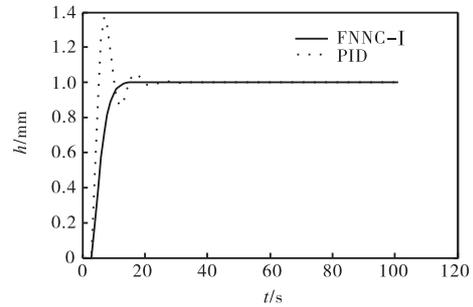


图 7 延时时间  $\tau = 2\text{ s}$  时的仿真结果对比

Fig.7 Comparison of simulation when  $\tau = 2\text{ s}$

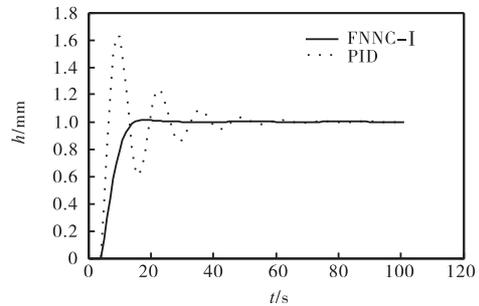


图 8 延时时间  $\tau = 3\text{ s}$  时的仿真结果对比

Fig.8 Comparison of simulation when  $\tau = 3\text{ s}$

## 4 结 语

本文针对冷连轧 AGC 系统对象存在较大的时滞以及过程模型参数变化的特点，提出一种带积分环节的模糊神经网络控制器 (FNNC-I) 的解决方案。仿真验证说明，该模糊神经网络控制策略用于轧机的厚度控制是可行的，能稳定控制轧制厚度，并有较好的控制效果。

### 参考文献：

- [1] 孙一康. 带钢冷连轧计算机控制[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2002.
- [2] 赵庆海, 贾中华. 模糊自适应 PID 控制在张力控制中的应用[J]. 包装工程, 2008, 29(1): 87-89.
- [3] 贾春玉. 基于模糊神经网络推理的智能厚度控制[J]. 钢铁研究学报, 2001, 13(2): 50-53.
- [4] 李伯群. 热连轧厚度综合控制技术的研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2006.
- [5] 陈连贵, 杨卫东, 杨斌虎. 基于鲁棒二自由度增益自适应 Smith 预估器的冷轧厚度计型 AGC[J]. 北京科技大学学报, 2007, 29(6): 632-635.

(下转第 73 页)