

## RBF 神经网络的板形预测控制

张秀玲<sup>1,2</sup>, 陈丽杰<sup>1,2</sup>, 逢宗朋<sup>1,2</sup>, 朱春颖<sup>1,2</sup>, 贾春玉<sup>1,2</sup>

(1. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:** 由于板带轧制的环境十分复杂, 如温度的变化是无法避免的干扰, 以及 HC 轧机液压弯辊系统的非线性和不确定性, 使得按传统理论建立的模型和控制方法都难以达到理想的效果. 针对这一问题, 提出了一种基于径向基函数(RBF)神经网络的模型预测控制方案应用于带材控制中, 以提高带材的成材率, 充分发挥液压弯辊力对板形的调整作用, 改善轧机系统的动态特性. 仿真结果表明了该控制系统的性能良好, 有较强的抗干扰能力和较好的鲁棒性和快速性.

**关键词:** 板形控制; HC 轧机; 液压弯辊控制; RBF 神经网络; 预测控制

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2010)01-0070-04

## A predictive system for process control of flatness in rolling mills using a radial basis function network

ZHANG Xiu-ling<sup>1,2</sup>, CHEN Li-jie<sup>1,2</sup>, PANG Zong-peng<sup>1,2</sup>, ZHU Chun-ying<sup>1,2</sup>, JIA Chun-yu<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** When plate and strip rolling is done in very complex environments, such as high crown (HC) rolling mills, there are many factors that make system control difficult. Factors affecting the flatness of steel sheets include temperature changes as well as non-linearities that lead to uncertainty about results from bending roller forces. A novel predictive control program was proposed, one employing a radial basis function (RBF) neural network. It ensures flatness by controlling the bending forces of rollers. Simulation results confirmed this scheme has good performance and robustness.

**Keywords:** shape control; HC-mill; hydraulic control of bending rollers; RBF neural network; predictive control

板形是衡量冷轧板带产品质量的重要指标之一. 随着仪表、电器、汽车及轻工业的发展, 对板带板形的要求也日趋严格. 因此板形控制日益成为钢铁企业面临的重要课题. 板形控制(AFC)技术是现代板带轧制过程中的关键技术, 而液压弯辊是 AFC 系统的最基本环节. 因此, 在板形控制系统中, 首先解决的是液压弯辊力的控制问题. HC 轧机液压弯辊控制系统的控制过程参数变化大, 是典型的非线性过程. 它的数学模型具有很强的时变性和不确定性, 并且板形检测带来的纯滞后问题对板形控制系统控制品质有很大的影响. 目前的板形控制系统基本上都是采用传统的数学模型, 这种模型在实际轧制过

程有较大的偏差且对实际轧制的状态的变化缺乏适应能力. 因此, 传统的板形模型不能完全适应在线控制的要求, 导致难以进一步提高板形控制系统的控制性能. 近年来, 利用神经网络对非线性系统进行控制<sup>[1]</sup>, 已成为了预测控制的研究特点之一. 这种方法对于难于精确建模的一般非线性系统具有良好的控制效果. 本文就是利用 RBF 神经网络(RBFNN)的拟合性来实现模型的预测, 然后利用网络控制器(NNC)实现基于模型的板形预测控制. 仿真结果表明, 该方法具有较好的跟踪目标信号的能力, 并且在有扰动的情況下, 表现出了较好的鲁棒性.

### 1 RBF 网络简介

径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络<sup>[2]</sup>的主要功能在于能以任意精度逼近任意连续

函数. 它是一个具有单隐层的3层前馈网络,由输入到输出的映射是非线性的,而隐层空间到输出空间是线性的,从而大大加快了学习速度. RBF网络的输出如式(1)所示.

$$Y = \sum_{k=1}^n w_k \phi_k(\mathbf{x}_k) = \sum_{k=1}^n w_k \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{C}_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right). \quad (1)$$

式中:  $n$  为隐层节点的个数;  $w_k$  ( $k=1, 2, \dots, n$ ) 为隐层节点与输出层节点的权值;  $\mathbf{x}_k$  为第  $k$  个输入向量;  $\phi$  为高斯函数;  $\mathbf{C}_k$  ( $k=1, 2, \dots, n$ ) 为第  $k$  个基函数的中心;  $\sigma_k$  决定了该基函数围绕中心点的宽度;  $\|\mathbf{x}_k - \mathbf{C}_k\|$  表示  $\mathbf{x}_k$  与  $\mathbf{C}_k$  之间的距离.

RBF网络的结构如图1所示.

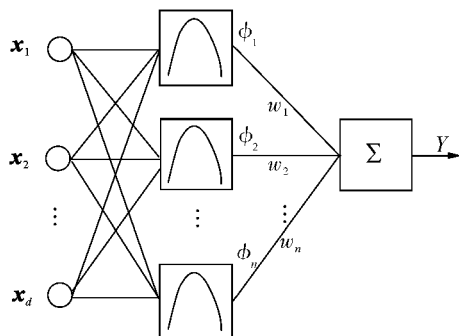


图1 RBF网络结构图

Fig. 1 The structure of RBF network

在板带轧制过程中,为了满足现场的实时性,要求预测模型的修正和控制量的求解是在线进行的. 因此对RBF神经网络的中心和权值,分别采用模糊C均值算法<sup>[3]</sup>和伪逆法<sup>[4]</sup>进行学习. 这2种算法是可以离线实现的,得到的数据中心和权值可直接应用到控制过程中,提高了在线计算的速度.

## 2 液压弯辊系统特性

以某带钢厂HC轧机四辊可逆轧机板形控制中的液压弯辊系统<sup>[5]</sup>为研究对象,该液压系统主要由伺服放大器、电液伺服阀、液压缸和压力传感器几部分组成,液压弯辊力控制系统的结构如图2所示.

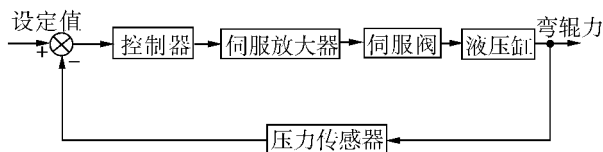


图2 液压弯辊控制系统

Fig. 2 The structure diagram of hydraulic bending roll system

对于HC轧机的液压弯辊系统而言,控制系统

的结构已经确定,采用机理建模的方法,即根据液压系统的工艺结构推导出整个液压系统的对象模型. 将这个高阶系统离散化,取其二阶模型<sup>[6]</sup>,由式(2)给出:

$$G(z^{-1}) = \frac{z^{-1}(1.5 \times 10^{-3} + 1.3 \times 10^{-3}z^{-1})}{1 - 1.326z^{-1} - 0.557z^{-2}}. \quad (2)$$

在带材生产的过程中,温度变化、来料的波动等都是无法避免的干扰,因此液压弯辊系统的随机干扰十分严重. 另外,在轧制过程中随着油液温度的变化,其容积的弹性参数、粘性阻力等一系列参数都会缓慢变化,可见无法精确地估算它们. 在分析液压缸塞上所受的力时,要考虑负载所受的惯性力、粘性阻力、弹性力及常值干扰力等多个因素,而这些力都难以精确获得,因此对于目前的液压系统来说其模型是不精确的<sup>[7]</sup>. 在此本文利用RBF神经网络的拟合性对液压弯辊系统建立模型.

## 3 基于RBF网络的板形预测控制

神经网络预测控制继承了预测控制和神经网络控制二者的优点,对非线性复杂系统具有良好的控制效果. 基于RBF神经网络的板形预测控制结构图如图3所示.

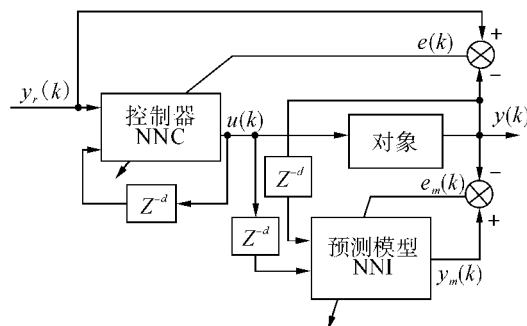


图3 RBF神经网络板形预测控制结构图

Fig. 3 Structure of predictive control using RBF neural network

图3中: NNI为神经网络预测模型; NNC为神经网络优化控制器; 对象为液压弯辊系统;  $Z^{-d}$  ( $d=2$ ) 可获得前2个时刻即  $k-1$  和  $k-2$  时刻的采样信号;  $y_r(k)$  为参考信号(弯辊力设定值);  $u(k)$  为控制器输出的控制量(电压信号);  $y(k)$  为系统的实际输出信号(实际的弯辊力);  $e(k)$  为参考信号和实际输出信号的差值,用来修正控制器的权值;  $y_m(k)$  为预测模型的输出值(预测的弯辊力);  $e_m(k)$  为系统的实际输出与预测模型的输出之差,用来修正预测模型的权值.

由于式(2)无法准确地表现出液压系统的动态参数,故采用预测模型在线预测被控对象的输出. 控

制器(NNC)是通过参考信号、控制量的输入和预测模型的输出,得到最优的控制量.故在该系统中预测模型不仅起到了在线辨识的作用,而且还为控制器提供了信息.预测模型的输入为前2个采样时刻的弯辊力和控制量(电压信号);输出为下一时刻的弯辊力,其网络拓扑结构为4-4-1;控制器的输入为当前的参考信号和前2个采样时刻控制量,输出为当前时刻的弯辊力,其网络拓扑结构为3-3-1.

### 3.1 预测模型

由于RBF网络具有良好的函数逼近能力、自学能力和容错能力,因此采用3层前向RBF网络建立板形预测模型.通过RBF网络预测模型可先得到对象的预测值 $y_m(k)$ .

$$y_m(k) = g[y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-l)]. \quad (3)$$

式中: $n, l$ 分别表示输出预测值 $y_m(k)$ 和输入 $u(k)$ 的阶次,本文中取 $n=l=2$ .

由于RBF网络的拟合性特点,因此构建的神经网络预测模型可以使 $y_m(k)$ 近似等于实际对象的输出 $y(k)$ .在实际控制过程中要对整个轧制过程连续轧制,为了保证控制过程中不会出现大幅度的超调,构建了一个具有 $j$ 步预测功能的RBF网络的预测模型NNF:

$$y_m(k+j) = g[y_m(k+j-1), \dots, y_m(k+j-n), u(k+j/k), \dots, u(k-l+j/k)]. \quad (4)$$

式中: $g(\cdot)$ 表示RBF网络隐层神经元的传递函数.该预测模型是在具有一步预测功能的神经网络结构基础上,通过不断地迭代计算,在当前时刻 $k$ ,计算 $k+j$ 时刻的模型输出值 $y_m(k+j)$ .

### 3.2 滚动优化

本文采用以优化目标来确定控制策略的预测控制算法.

NNC控制性能指标的函数定义为

$$\min J = \frac{1}{2} \sum_{j=N_0}^{N_1} [y_r(k+j) - y_m(k+j)]^2 + \lambda \sum_{j=1}^{N_u} [\Delta u(k+j-1)]^2. \quad (5)$$

式中: $N_0, N_1$ 为最小和最大预测时域; $N_u$ 为控制时域; $\lambda$ 为加权系数; $y_r$ 为期望响应; $y_m$ 为网络模型响应.

板形预测控制系统的计算步骤如下:

1) 初始化神经网络控制器NNC和神经网络预测模型NNI.

2) 在时刻 $k$ ,根据式

$$u(k) = g[y_r(k+j), y_r(k+j-1), \dots, y_r(k+j-n), u(k-j), \dots, u(k-l)] \quad (6)$$

确定RBF网络控制器的输出 $u(k)$ .

3) 将 $u(k)$ 作为实际对象的输入,求得输出 $y(k)$ .

4) 由式(3)求得 $y_m(k)$ ,在不改变NNI权值以及 $u(k)$ 不再变化的前提下,根据式(4)求得 $y_m(k+j)$ ,进而根据式 $e_m(k) = y_m(k) - y(k)$ 按梯度法<sup>[8]</sup>修正预测模型的权值.

5) 由式(5)和式 $e(k) = y_r(k) - y(k)$ 按梯度法<sup>[8]</sup>修正RBF网络控制器的权值.

6) 令 $k = k+1$ ,若 $|e(k)| < \varepsilon$ 时停止;否则,返回2)继续.

## 4 板形控制系统的仿真结果

仿真实验采用的参考信号周期为100,时间为 $T$ ,幅值在1和2之间的方波信号作为弯辊力设定值.预测控制系统的参数选择如下:预测时域长度为 $|N_1 - N_0| = 6$ ;控制时域长度 $N_u = 2$ ;加权系数 $\lambda = 0.8$ ;干扰为在 $[-0.2, 0.2]$ 上均匀分布的白噪声.仿真结果曲线如图4所示.

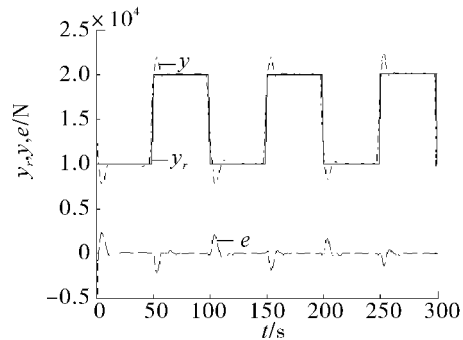


图4 板形控制系统跟踪曲线

Fig. 4 The track curves of flatness control system

图4中实线为参考轨迹的方波信号 $y_r(t)$ ,点线为板形控制系统的实际输出信号 $y(t)$ ,虚线为参考轨迹信号与实际输出信号之差 $e(t)$ .从图中可以看到,当系统有干扰的情况下,输出信号 $y(t)$ 能跟踪参考输入 $y_r(t)$ ,误差大约在 $[-0.2, 0.2]$ 之间,可见系统有较强的抗干扰能力.

若要求弯辊系统的自然振荡频率为10 rad/s和阻尼比0.707,采用提出的控制方案,当弯辊力的设定值在15 kN时,仿真结果如图5所示.

从图5中可以看出,系统超调量不大,有较好的快速性和鲁棒性.

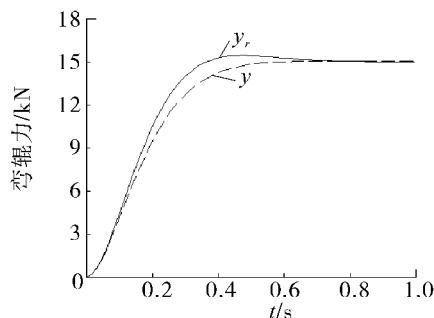


图5 系统输出响应

Fig.5 The output response of system

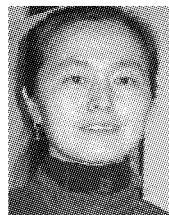
## 5 结束语

本文针对HC轧机液压弯辊系统中的非线性、时变性、以及不确定性,提出了一种基于RBF神经网络的预测模型来预测液压弯辊控制系统,并和RBF神经网络控制器相结合应用于板形的预测控制.控制结果表明利用神经网络较强的自适应性和自学习能力,控制系统能获得很好的控制性能,并具有较强的抗干扰能力,能实现鲁棒控制.

## 参考文献:

- [1]宗晓萍,冯贺平. 基于神经网络的时滞系统预测控制[J]. 控制理论与应用, 2005, 24(12): 6-8.  
ZONG Xiaoping, FENG heping. Neural network-based predictive control for time-delay systems[J]. Control Theory and Application, 2005, 24(12): 6-8.
- [2]HARTER F P, De CAMPOS VELHO H F. New approach to applying neural network in nonlinear dynamic model[J]. Applied Mathematical Modelling, 2008, 32(12): 2621-2633.
- [3]CHOI J N, OH S K, PEDRYCZ W. Identification of fuzzy models using a successive tuning method with a variant identification ratio[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2008, 159(21): 2873-2889.
- [4]邓继雄,李志舜,梁红. 确定神经网络参数的新方法[J]. 微处理机, 2006, 27(4): 48-49.  
DENG Jixiong, LI Zhishun, LIANG Hong. A new method of ascertaining radial basis function network parameter[J]. Microprocessors, 2006, 27(4): 48-49.
- [5]张秀玲. 冷带轧机板形智能识别与智能控制研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2002.  
ZHANG Xiuling. Research on intelligent control and recognition of flatness for cold strip mill[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2002.
- [6]连家创,刘宏民. 板形板厚控制[M]. 北京: 兵器工业出版社, 1996.
- [7]张秀玲,刘宏民. 神经网络模型参考自适应控制及其在带材板形控制系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2001, 37(9): 83-87.  
ZHANG Xiuling, LIU Hongmin. Neural network model reference adaptive control and its application in the strip shape control system[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2001, 37(9): 83-87.
- [8]陆冬娜,杨马英. 基于RBF神经网络的非线性模型预测控制[J]. 浙江工业大学学报, 2007, 35(2): 123-126.  
LU Dongna, YANG Maying. Nonlinear model predictive control based on RBF networks[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2007, 35(2): 123-126.

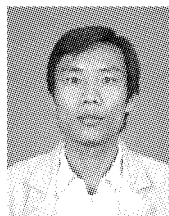
### 作者简介:



张秀玲,女,1968年生,教授、博士,主要研究方向为神经网络智能控制.获国家科技进步二等奖1项,省部级科技进步一等奖、二等奖各1项,发表学术论文60余篇.



陈丽杰,女,1982年生,硕士研究生,主要研究方向为神经网络优化板形控制系统设计.



逢宗朋,男,1983年生,硕士研究生,主要研究方向为模糊神经网络优化板形设计.