

• 测试与控制 •

基于人工智能的自适应板形控制

贾春玉

(燕山大学机械工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要:针对板带材轧制过程是一个复杂的非线性过程及传统板形控制模型的固有缺陷,为了提高冷轧带钢的板形质量和成材率,提出一种基于神经网络模糊推理的自适应板形控制(AI-AFC)方案,并将其引入森吉米尔 20 辊轧机的板形控制系统。离线仿真结果表明:该系统具有良好的控制性能,可提高板形控制质量。

关键词:人工智能;神经网络;模糊推理;森吉米尔 20 辊轧机;板形控制

中图分类号: TG334.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-0963(2001)04-0058-04

Self-Adaptive Flat Control Based on Artificial Intelligence

JIA Chun-yu

(Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A scheme of self-adaptive flat control based on neural network fuzzy inference (AI-AFC) was put forward for quality and yield improvement of cold rolled strip, with the consideration of rolling process as a complicated non-linear process and the intrinsic defects in traditional flat control models. The simulation result evinced that the AI-AFC system has good enough performance when the model is used in the flat control system on Sendzimir 20-high mill.

Key words: artificial intelligence; neural network; fuzzy inference; Sendzimir 20-high mill; flat control

为改善产品质量及提高生产率,板形控制日益成为钢铁企业面临的重要课题。板形受大量非线性因素的影响,如轧辊原始凸度、弯辊力、轧制速度、温度分布及来料缺陷等。而且,轧制过程的动态特性使控制时难以考虑所有影响因素,因此板形控制十分复杂。板形控制通常建立在基于数学模型的现代控制理论上,但其具有的复杂非线性使得难以建立精确的控制模型。当模型不能很好地完成控制工作时,操作者必须手工干预。操作者的经验对于板形控制的稳定进行及精度提高具有重要意义。

由于神经网络模糊推理具有极强的处理非线性及不确定性问题的能力,而这些问题又正是控制领域所面临的难题,因此,神经网络模糊控制问题成为研究热点^[1]。随着对神经网络模糊技术认识的不断

深入,许多研究者已开始探讨如何把神经网络模糊技术用于轧制过程^[2]。自适应板形控制(AFC)是轧制过程自动化的一个重要组成部分。传统的 AFC 技术是从轧制过程所发生的基本现象出发,把轧机的弹性变形与轧件的塑性变形均近似为线性变形,并设计出线性控制器。但对于一些无法忽略的非线性和不确定性因素,不得不采取各种改进或补偿措施^[3]。

本文作者提出一种基于神经网络模糊推理的人工智能自适应板形控制(AI-AFC)系统。仿真研究结果表明,该系统的控制性能令人满意。

1 板形控制系统的特点

板形控制系统是一个复杂的工业控制系统,因

为影响板形的因素很多,所以无法建立精确的数学模型。无论是对内因(金属本性)还是外因(轧制条件),都很难得到一个与轧机辊缝对应的精确的数学关系。而轧制生产线的环境恶劣,带材板形又受到各种各样的干扰,这给控制系统建模带来了更大的困难。在带材轧制过程中,轧件以每秒数十米的速度运行,板形仪检测到板形信息后还需经过适当的处理,待控制器发出控制指令,执行机构已经不能满足瞬时控制的要求,因此板形控制系统具有惯性并带有滞后的特点。一个完整的板形控制系统应是多种控制方法的集成。它不但要控制轧制力,同时还要控制液压弯辊力、轧辊横移量、带钢张力、轧辊偏心度及局部热凸度等,这些因素又相互影响,因此它是一个多变量、强耦合的控制系统。

由于板形控制系统的复杂性,传统的控制方法已不能满足其要求,致使板形控制的研究陷入困境。人们在寻求建立更精确的系统模型的同时,开始探讨从控制思想的角度来研究板形控制问题,于是出现了一些新的控制方法,如日本的 Ikuya Hoshino 等将 Kimura 提出的以输出调节理论为基础的合成方法应用到板形控制中,有效地解决了检测时间延迟的问题,并将轧制速度变化引起的板形误差降至最小。最近,日本日立公司和新日铁等厂家将模糊控制应用于冷轧板的板形控制,解决了系统建模带来的诸多困难。

2 AI-AFC 板形控制系统的设计

板形控制系统的设计取决于被控对象和控制方法的选择。下面以森吉米尔 20 辊轧机为对象,说明智能控制理论在轧制过程中的应用。

2.1 森吉米尔 20 辊轧机的结构

宽而薄的硬质材料板材的轧制主要由森吉米尔

20 辊轧机来完成。该轧机的辊系结构如图 1 所示。它具有两种板形调整手段。第 1 排中间辊(FI 辊)呈楔形,通过横移它可以使工作辊弯曲,从而为系统提供 2 个独立的输入,从而对带钢板形进行调整。最外层的 B、C 辊采用“AS-U”结构,称之为“AS-U 轧辊”,每个轧辊有沿轴向安装的 8 个偏心轴套,依次为 1 号、2 号、3 号、4 号、5 号、6 号、7 号、8 号。轴套外边是轴承,当通过齿条调整轴套偏心位置时,则轴承作用在内部辊系上的力就会改变,从而改变了辊系的变形,调整了板凸度和板形。AS-U 轧辊可以为系统提供 8 个独立的输入。在控制系统中用一个 ASEA 的压力测量辊作为板形仪测量带钢张力,可以提供 8 个板形输出。可见,该系统有 10 个输入和 8 个输出,是一个多变量控制系统。AS-U 轧辊的调节及 FI 辊的横移采用人工智能控制方法。

2.2 AI-AFC 系统的控制方法

如上所述,森吉米尔 20 辊轧机的板形调节是通过第 1 排中间辊的横移及 AS-U 轧辊调整机构来进行的。因其结构复杂,非线性因素较多,用现代控制理论难以建立理想的板形控制模型,所以进行板形控制时需要人工干预。

运用神经网络和模糊控制技术建立的 AI-AFC 板形控制系统如图 2 所示。该系统中的板形检测信号由神经网络来完成板形识别,分解为几种基准波形,并给出基准波形的隶属度。神经网络的输出实际上作为模糊推理的前部件。该系统以熟练工人的经验为基础建立知识库,知识库包括数据库和自学习装置两部分。数据库用来存储控制过程的事实,它是动态的;自学习装置的功能是根据在线获取的信息补充或修改知识库的内容。神经网络的作用是对板形仪检测到的板形信息进行处理,抽出板形特征信息。模糊推理是根据神经元网络识别出的板形信

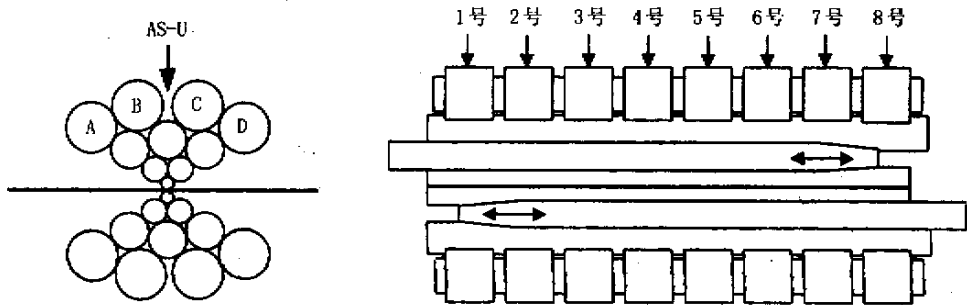


图 1 森吉米尔 20 辊轧机的辊系结构图

Fig. 1 Roll system of Sendzimir 20-high mill

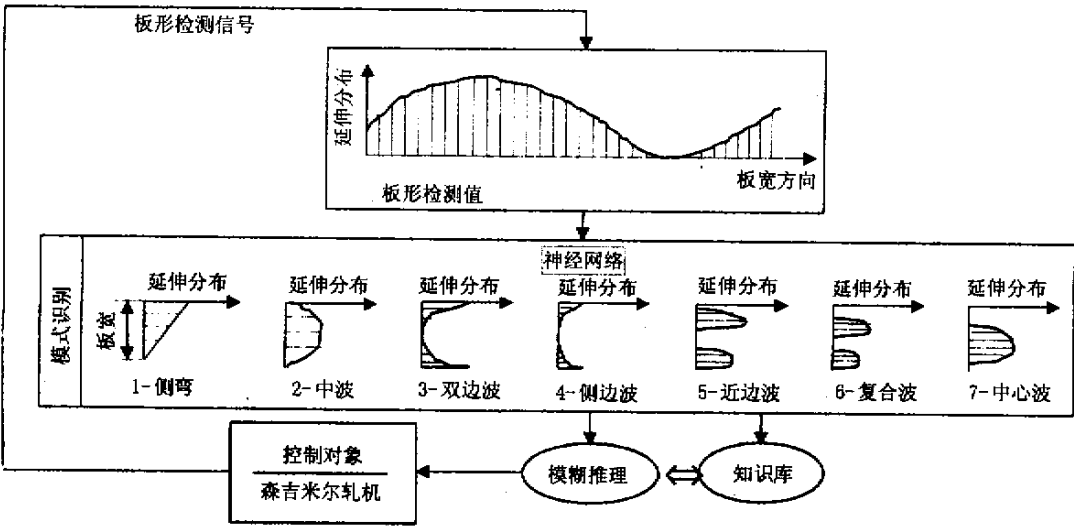


图 2 人工智能板形控制系统框图
Fig. 2 Sketch of AI-AFC system

息和数据库内容,按照模糊推理规则确定相应执行机构控制量的大小。

2. 2. 1 神经网络板形模式的识别

板形模式的识别采用前向 BP 神经网络,其结构如图 3 所示。BP 网络由输入层、隐层和输出层节点组成,隐层可为一层,也可以是多层(图中是单隐层),同层节点间无任何连接。输入数据 x_1, x_2, \dots, x_n 从输入层节点依次经过各隐层节点,然后到达输出层节点,从而得到输出数据 y_1, y_2, \dots, y_m 。由于同层节点间无任何耦合,故每层节点的输出只影响下一层节点的输出,每一个节点表示一个神经元,其对应的传递函数常为 Sigmod 型函数。

BP 网络处理模型可描述为^[4]:

$$\sigma_i = \sum_{i=1}^n W_i \cdot x_i - \theta_i$$
$$y_i = f(\sigma_i)$$

式中 x_i ——输入信号;

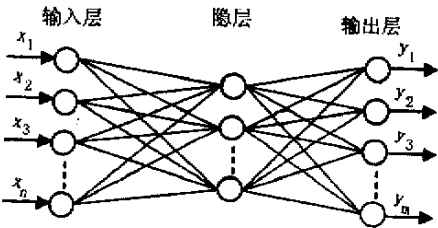


图 3 BP 网络结构简图
Fig. 3 Scheme of BP neural structure
 W_i ——体现神经元突触连接强度的权值;

万方数据

$f(\sigma_i)$ ——神经元的传递函数;
 θ_i ——响应阈值;
 y_i ——输出信号。

BP 网络的具体算法如下:

- ① 给定初始值:赋予 $W_i(0)$ 各一个较小的随机非零值。这里 $W_i(t)$ 为 t 时刻第 i 个输入上的权值 ($1 \leq i \leq n$);
- ② 输入一个样本 $X = (x_1, \dots, x_n)$ 和它的期望输出 d (亦称为教师信号);
- ③ 计算实际输出 $y(t) = f[\sum_{i=1}^n W_i(t)x_i - \theta_i(t)]$;
- ④ 修正权 W : $W_i(t+1) = W_i(t) + \eta[d - y(t)]x_i$, 其中, η 为学习因子 ($0 \leq \eta \leq 1$), 用于控制修正速度。通常 η 不能太大, 因为太大会影响 $W_i(t)$ 的稳定; η 也不能太小, 太小会使 $W_i(t)$ 的收敛速度太慢。若实际输出与已知的输出相同, 则 $W_i(t)$ 不变;
- ⑤ 转到步骤②, 直到 W 对所有样本均稳定, 并满足精度要求为止。

2. 2. 2 模糊推理

模糊推理可以采用以“if~then~”形式表示的规则,即根据输入的 if 部分(前部件)的数据,实行 then 部分(后部件)规定的处理。如果对应于同一前部件有几种规则,则要执行所有的规则,得到几个结论。

依据神经网络给出的基准波形的隶属度值及操作者的知识,规定了若干条规则,用这些规则进行推

理^[5]。例如,如果板形缺陷为中波,则应减小 1 号、2 号、7 号、8 号 AS-U 的设定值,同时加大 4 号、5 号 AS-U 的设定值,从而消除相应的板形缺陷;如果板形缺陷为双边波,则应加大 1 号、2 号、7 号、8 号 AS-U 的设定值,同时减小 4 号、5 号 AS-U 的设定值,并使上下中间辊向外侧移动,以便消除相应的板形缺陷;如果板形缺陷为复合波,则应加大 3 号、6 号 AS-U 的设定值以消除相应的板形缺陷。

3 离线学习及使用效果

轧制条件:带钢入口厚度为 0.49 mm;出口厚度为 0.35 mm;板宽为 1 040 mm;轧制速度为 20 m/min;轧件弹性模量为 $2.1 \times 10^4 \text{ kg/mm}^2$ 。

利用上述控制系统进行人工智能控制,取得了良好的效果。以板形仪检测到的延伸分布信息推断 AS-U 轧辊的设定值增量及中间辊(FI 辊)的移动量,并与各自的预设定值一起进行比较,得到板形控制器的调节量,送到校正板形的执行机构进行相应的校正。采用的网络为 3 层前向网络,结构为 8-16-7,离线学习时学习因子 $\eta=0.15$,误差阈值门限值 0.06。在学习开始,网络的初始权值选取 $[-0.5, +0.5]$ 之间的随机数,选择 600 个样本对网络进行训练,使其收敛。输入量为板形仪检测值,输出量为各种基准波形。

用 Turbo C 语言在微机上编制了 BP 网络与模糊推理相结合的离线学习控制和模拟在线学习控制程序。网络训练次数为 11 000,控制时间为 0.8 s,基本上可满足在线应用的时间要求。实际控制效果如图 4 所示。可见,用传统方式控制时板形与目标板形有明显的差别,仍有局部的不均匀延伸没有得到修正而遗留下来;而采用人工智能控制时,局部的不均匀延伸得到了有效的修正,获得的板形与目标板形

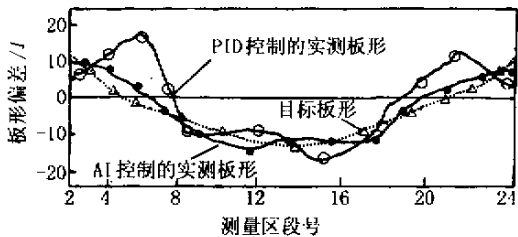


图 4 板形控制效果

Fig. 4 Effect of flat control

吻合较好,其误差不超过 $\pm 5I$ 。

4 结 论

本文提出的人工智能自适应板形控制方法对板形控制的效果是显著的。在目标板形曲线给出良好板形的前提下,通过上述神经网络和模糊推理的控制,可使最终板形曲线与给定的目标板形曲线相吻合,获得与目标板形曲线给出的良好板形一致的产品板形。同时,只要板形控制手段许可,该方法可以推广到任意高次的板形控制过程,因此该方法具有实用价值。

参考文献:

- [1] Demetri P, Athanaios S, Alan A Y. A Multilayered Neural Network Controller [J]. IEEE Control System Magazine, 1998, (4): 17-21.
- [2] Niclaus F P. Application of Neural Networks in Rolling Mill Automation [J]. Iron and Steel Engineer, 1995, (2): 33-36.
- [3] 刘建昌, 王贞祥, 王立平, 等. 轧机特性的回归与系数估计 [J]. 冶金自动化, 1995, 19(1): 22-25.
- [4] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993.
- [5] 李士勇, 夏承光. 模糊控制和智能控制理论与应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1990.