

隔热屏辊轧机板形控制系统研究及实验分析

马玉春

(连云港杰瑞电子有限公司 运动控制事业部, 江苏 连云港 222006)

摘要: 针对具有非线性、时变性的隔热屏辊轧机液压辊轧力控制系统, 设计了一种基于模糊神经网络模型参考的自适应控制器, 融合了模糊控制和神经网络的长处, 在解决不确定性等问题上具有优势。该自适应控制器通过调整串并联模型辨识器的权值, 以及采用附加动量项的梯度下降法训练网络, 实现了对系统的自适应控制。对该控制器进行仿真分析, 结果表明: 该控制器具有较强的抗干扰和信号追踪能力, 能准确跟踪辊轧力的目标设定值。最后, 构建了隔热屏辊轧机下压辊调整控制及检测系统结构, 并将该控制器应用于此系统进行实验验证, 结果表明: 薄壁筒件样件的实测辊弯尺寸相比设计值的偏差在 0.3% 以内, 具有较高的可靠性和精度。

关键词: 辊轧力; 轧机辊轧; 自适应控制; 模糊控制; 神经网络

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2024.11.010

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2024) 11-0070-08

Research and experimental analysis on plate shape control system of heat shield rolling mill

Ma Yuchun

(Motion Control Division, Lianyungang Jari Electronics Co., Ltd., Lianyungang 222006, China)

Abstract: For the hydraulic rolling force control system of heat shield rolling mill with the characteristics of nonlinearity and time-varying, a self-adaptive controller based on fuzzy neural network model reference was designed, which combined with the advantages of fuzzy control and neural network and had advantages in solving uncertainty problems. Then, the self-adaptive controller realized the self-adaptive control of the system by adjusting the weights of series-parallel model recognizer and training the network by gradient descent method with additional momentum term. Furthermore, the simulation analysis on the controller was carried out, and the results show that the controller has strong anti-interference and signal tracking ability, which could accurately track the target setting value of rolling force. Finally, the structure of lower press roller adjustment control and detection system for heat shield rolling mill was constructed, and the controller was applied to this system for experimental verification. The results show that the measured roll bending size of thin-walled cylinder sample has a deviation of less than 0.3% compared to the design value, which has high reliability and accuracy.

Key words: rolling force; mill rolling; self-adaptive control; fuzzy control; neural network

随着用户对板材成形质量的持续重视, 板形控制技术得到了快速发展^[1]。现如今, 辊轧机多采用液压系统为板材成形提供动力, 液压辊轧则是该系统中非常基础的一环, 由于液压伺服系统存在时变性、非线性等因素, 导致液压辊轧力控制系统的数学模型也变得不太可控^[2-3]。因此, 如何解决液压辊轧力的控制难题值得重点关注。

国内外已有不少专家学者针对上述问题展开研究, 如: 文献 [4] 提出一种模糊神经网络 (Fuzzy

Neural Network, FNN) 模型参考自适应控制策略, 旨在解决 UC 轧机液压弯辊系统控制缺陷。文献 [5] 搭建了带钢冷连轧板形智能控制系统, 该系统集成了板形智能识别方法、在线预测模型和液压系统模糊神经网络模型参考自适应控制器 (Fuzzy Neural Network Model Reference Adaptive Control, FNN-MRAC) 策略。文献 [6] 提出了一种冷轧机自适应板形控制器, 基于数字鲁棒技术在线调整, 解决了基于最小均方的控制器潜在的稳定性问题。文献 [7] 设计了基于云模型、神经网络和模糊集成的智能比例-积分-微分 (Proportional Integral Derivative, PID) 控制算法, 实现了 PID 参数自适应调节。文献 [8] 通过实测数据与仿真数据相结合

收稿日期: 2024-01-08; 修订日期: 2024-04-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51774162)

作者简介: 马玉春 (1993-), 男, 硕士, 工程师

E-mail: glove0908@163.com

的方式构建了板形调控功效系统模型，提高了模型的在线适应能力与精度。文献 [9] 提出一种基于遗传算法优化的云模型 PID 控制方法，实现了对液压弯辊板形控制系统的精准控制。

针对上述研究现状，考虑到隔热屏辊轧机的加工要求，以及隔热屏整体成形可以更好地保护发动机尾部结构免受高温气体、电火花等的影响，在上述研究基础上，本文提出一种模糊神经网络模型参考自适应控制器（FNN-MRAC），并将该控

制器应用至隔热屏辊轧机的液压辊轧力控制系统，以达到提高隔热屏辊轧机加工的可靠性和精度的目的。

1 液压辊轧力控制系统特性

液压辊轧力控制系统的结构见图 1，主要包括控制器、伺服放大器、电液伺服阀、液压缸以及轮辊式压力传感器等部分。

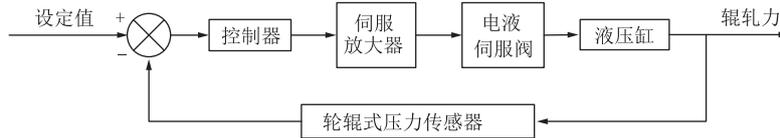


图 1 辊轧力控制系统结构

Fig. 1 Structure of rolling force control system

1.1 液压伺服系统的非线性

取正开口三通滑阀作为电液伺服阀滑阀，流量特征方程可表述为^[10]：

$$q = c_1(\theta + x) \sqrt{p_s - p} - c_1(\delta - x) \sqrt{p} \quad (1)$$

式中： q 为负载流量； c_1 为节流口系数； x 为滑阀位移； θ 为阀门正开口量； p 为负载压力； p_s 为油源压力。

因滑阀的非线性的节流特性，将式（1）作线性化处理，可得：

$$q = \frac{\partial q}{\partial x} \Big|_p x + \frac{\partial q}{\partial x} \Big|_x p = k_q x - k_c p \quad (2)$$

式中： k_q 为流量增益系数； k_c 为阀口流量-压力系数。

$$G(S) = \frac{4.67 \times 10^{-5} S + 5.21}{0.99 \times 10^{-9} S^5 + 5.52 \times 10^{-6} S^4 + 2.48 \times 10^{-3} S^3 + 8.97 \times 10^{-2} S^2 + 1.23 S + 5.15} \quad (4)$$

式中： $G(S)$ 为输出与输入的比值； S 为拉普拉斯算子。

对式（4）高阶离散化，取典型二阶模型，表达式为：

$$G(S^{-1}) = \frac{S^{-1}(0.1418 + 0.2343S^{-1} + 0.02391S^{-2})}{1 - 0.7642S^{-1} + 0.1815S^{-2}} \quad (5)$$

考虑到液压系统的诸多动态参数在板材生产过程中随油液温度的变化而无法精确估算，且在轧制过程中液压伺服系统由于板材的波动及温度变化导致其受到十分严重的随机干扰。计算活塞杆受力时，要考虑负载所受的一系列因素，如惯性力、粘性阻力等，且这些力均无法精准估算，故当前液压系统数学模型是相对不准确的。模型参考自适应控制对系统模型的要求不高，控制性能优，对参数及外界

1.2 液压伺服系统的时变性

由液压系统的流量特性可知，流量增益系数 k_q 、阀口流量-压力系数 k_c 与滑阀位移 x 、负载压力 p 相关^[11]，则有：

$$q = A \frac{\partial d}{\partial t} + \frac{V}{K} \frac{\partial p}{\partial t} + Lp \quad (3)$$

式中： d 、 A 分别为活塞的位移、面积； V 为油的体积； K 为容积模量； L 为外漏系数； t 为时间。

1.3 液压辊轧力控制系统模型

由图 1 可知隔热屏辊轧机的液压辊轧力控制系统的结构，并根据液压伺服系统的物理特性及其工艺结构给出相对应的数学模型：

的扰动具备更好的鲁棒性，在线计算便捷，普遍使用在液压伺服系统中^[12]。

2 FNN-MRAC 设计

2.1 控制方案

FNN-MRAC 系统见图 2，其中， Σ 为加法器， X 为乘法器。具体控制方案可以描述为^[4,13-16]：参考模型的输入为 r ，输出为 y_a ；FNNC 具有反馈作用，输入为 Δ 和 e_c ，输出为 u ， e_c 为控制误差， $e_c = y_a - y$ ，其中， y 为被控对象的输出；由 $e_c \cdot y_b$ 训练控制器， y_b 为梯度信息， $y_b = \partial y / \partial u$ ，其中， y_{IN} 为串并联辨识器（Neural Network Identifier, NNI）的输出，由后向传播（Back Propagation, BP）算法调整控制器权系数，使 $e_c \rightarrow 0$ ；单输入-单输出的被控对象，其输入为 u ，输出为 y 。被控对象的模型通过串并联

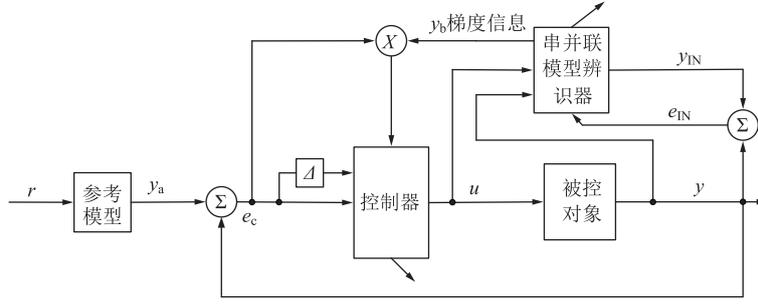


图 2 FNN-MRAC 系统

Fig. 2 FNN-MRAC system

模型辨识器辨识, 其输出为 y_{IN} , 则模型误差 $e_{IN} = y - y_{IN}$, 并由含动量项的 BP 算法修正 NNI 的权系数, 使 $e_{IN} \rightarrow 0$, 此辨识器便可模拟被控对象的外特性。

2.2 神经网络在线辨识模型

非线性系统的单输入-单输出特性可表述为^[17]:

$$y(t) = f[y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)] \quad (6)$$

式中: f 为非线性复合函数; $y(t)$ 为系统输入函数; n 为 $y(t)$ 的阶次; m 为 $u(t)$ 的阶次。

通过 $f(\cdot)$ 函数辨识被控对象的神经网络辨识器, 结构见图 3, 其中, \cap 为隐含层的函数运算规则。

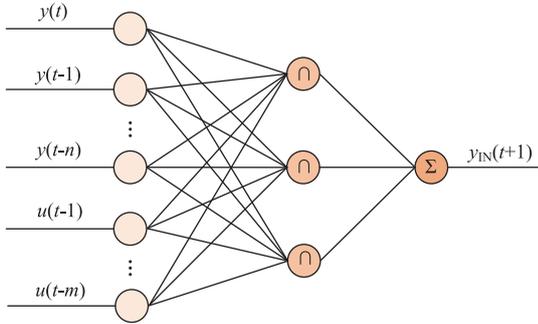


图 3 神经网络辨识器结构

Fig. 3 Structure of neural network recognizer

即:

$$y_{IN}(t+1) = f[y(t), \dots, y(t-n+1), u(t), \dots, u(t-m+1)] \quad (7)$$

网络学习目标函数 $E(t) = [y(t) - y_{IN}(t)]^2/2$, 设 O 为各层的输出, I 为各层的输入, 则输入层为:

$$O_i^1(t) = \begin{cases} y(t-i), & 0 < i < (n-1) \\ u(t-i+n), & n < i < (m_1-1) \end{cases} \quad (8)$$

式中: m_1 为输入层的节点数, $m_1 = n+m$; i 为输入层节点序号; 上标数字表示各层, 1 表示输入层, 2 表示隐含层, 3 表示输出层。

设隐含层的节点数为 m_2 , 则隐含层为:

$$\begin{cases} I_j^2(t) = \sum_{i=1}^{m_1} w_{ji}^2 O_i^1(t) - b_i^2 \\ O_i^2(t) = g[I_j^2(t)] \end{cases} \quad (9)$$

输出层为:

$$\begin{cases} I^3(t) = \sum_{j=1}^{m_2} w_j^3 O_j^2(t) - b^3 \\ O^3(t) = I^3(t) = y_{IN}(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中: w_{ji}^2 为输入层、隐含层间连接系数; w_j^3 为隐含层、输出层间连接系数; $g(\cdot)$ 为隐含层的非线性激励函数; b_i^2 、 b^3 为隐含层与输出层的阈值; j 为隐含层的节点序号, $j=1, 2, 3, \dots, m_2$ 。

隐含层的非线性激励函数取为:

$$g(z) = \frac{1 - e^{-z}}{1 + e^{-z}} \quad (11)$$

式中: z 为变量。

采用基于含动量项的 BP 算法修正 NNI 的权值, 表达式为:

$$\begin{cases} \delta^3(t) = \partial E(t) / \partial I^3(t) = \partial E(t) \partial y_{IN}(t) / \partial y_{IN}(t) \partial I^3(t) = -[y(t) - y_{IN}(t)] \\ \delta_j^2(t) = g'[I_j^2(t)] \delta^3(t) w_j^3(t) \\ w_j^3(t+1) = w_j^3(t) + l_t \delta^3(t) O_j^2(t) + m_c \Delta w_j^3(t) \\ b^3(t+1) = b^3(t) - l_t \delta^3(t) - m_c \Delta b^3(t) \\ w_{ji}^2(t+1) = w_{ji}^2(t) + l_t \delta_j^2(t) O_i^1(t) + m_c \Delta w_{ji}^2(t) \\ b^2(t+1) = b^2(t) - l_t \delta_j^2(t) - m_c \Delta b^2(t) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\delta^3(t)$ 为串并联辨识器的权值; $\delta_j^2(t)$ 为隐含层第 j 个节点的权值; l_t 为学习率; m_c 为动量因子。

由式 (12) 知, 被控对象的动力学特性可由对 NNI 权值调整来获得, 即获取被控对象的雅可比 Jacobian 信息^[17]:

$$\frac{\partial y_{IN}(t)}{\partial u(t)} = \sum_{j=1}^{m_2} w_j^3 g'[I_j^2(t)] \sum_{i=1}^{m_1} w_{ji}^2 \quad (13)$$

2.3 FNN 模型参考自适应控制器设计

结合模糊控制和神经网络优点的模糊神经网络

控制，对不确定性的系统具有较好的控制效果。以误差 $e(t)$ 、误差变化 ce 作为模糊神经网络的控制器的输入，通过对各层的输入数据进行处理来实现模糊推理过程^[18]。

2.3.1 模糊推理规则

模糊推理规则为：

$$R_k: \text{ IF } x_1 \text{ is } C_1^k \text{ and } x_2 \text{ is } C_2^k \text{ THEN } u \text{ is } D^k$$

$$C_1^k = [NB、NS、ZE、PS、PB]$$

$$C_2^k = [NB、NS、ZE、PS、PB] \quad (14)$$

式中： x_1 为误差 e ； x_2 为误差变化 ce ； u 为输出； C_1^k 、 C_2^k 、 D^k 均为模糊矩阵， $k=1, 2, \dots, 5$ 。

2.3.2 FNNC 结构

FNNC 结构见图 4，为双输入-单输出结构，输入为 x_1 、 x_2 ，输出为 y_c ， y_c 为模糊神经网络控制器的输出，取 Gauss 函数为隶属度函数（ σ 为宽度， γ 为中心），限于篇幅，具体推理过程参考文献 [11]、文献 [19] 和文献 [20]，则有：

$$y_c = \frac{\sum_{k,l=1}^5 \{ \exp[-(x_1 - \gamma_{1k})^2 / \sigma_{1k}^2] \cdot \exp[-(x_2 - \gamma_{2l})^2 / \sigma_{2l}^2] \cdot w_{kl} \}}{\sum_{k,l=1}^5 \{ \exp[-(x_1 - \gamma_{1k})^2 / \sigma_{1k}^2] \exp[-(x_2 - \gamma_{2l})^2 / \sigma_{2l}^2] \}} \quad (15)$$

式中： γ_{1k} 、 γ_{2l} 分别为隶属度函数的中心值； σ_{1k} 、 σ_{2l} 分别为隶属度函数的宽度值； w_{kl} 为模糊矩阵中第 k 行第 l 列的调整网络权值。

可调参数 w （调整网络权值）、 σ 、 γ 的不断优化由神经网络的自学习来实现，以保证系统拥有更好的控制质量。

2.3.3 网络的学习算法

系统性能指标的目标函数 $E(t)$ 为：

$$E(t) = [y_m(t) - y(t)]^2 / 2 \quad (16)$$

$$\begin{cases} \sigma_{1h}(t+1) = \sigma_{1h}(t) + \rho \Delta \sigma_{1h}(t) + 2\eta \frac{(y_d - y)}{\sum_{k,l=1}^5 O_{kl}^3} \frac{\partial y_{IN}}{\partial u} \cdot O_{1h}^2 \sum_{l=1}^5 w_{hl}(t) O_{2l}^2 \cdot \frac{[x_1 - m_{1h}(t)]^2}{\sigma_{1h}^3(t)} \\ \sigma_{2h}(t+1) = \sigma_{2h}(t) + \rho \Delta \sigma_{2h}(t) + 2\eta \frac{(y_d - y)}{\sum_{k,l=1}^5 O_{kl}^3} \frac{\partial y_{IN}}{\partial u} \cdot O_{2h}^2 \sum_{k=1}^5 w_{kh}(t) O_{1k}^2 \cdot \frac{[x_2 - m_{2h}(t)]^2}{\sigma_{2h}^3(t)} \end{cases} \quad (20)$$

$$\begin{cases} m_{1h}(t+1) = m_{1h}(t) + \rho \Delta m_{1h}(t) + 2\eta \frac{(y_d - y)}{\sum_{k,l=1}^5 O_{kl}^3} \frac{\partial y_{IN}}{\partial u} \cdot O_{1h}^2 \sum_{l=1}^5 w_{hl}(t) O_{2l}^2 \cdot \frac{x_1 - m_{1h}(t)}{\sigma_{1h}^2(t)} \\ m_{2h}(t+1) = m_{2h}(t) + \rho \Delta m_{2h}(t) + 2\eta \frac{(y_d - y)}{\sum_{k,l=1}^5 O_{kl}^3} \frac{\partial y_{IN}}{\partial u} \cdot O_{2h}^2 \sum_{k=1}^5 w_{kh}(t) O_{1k}^2 \cdot \frac{x_2 - m_{2h}(t)}{\sigma_{2h}^2(t)} \end{cases} \quad (21)$$

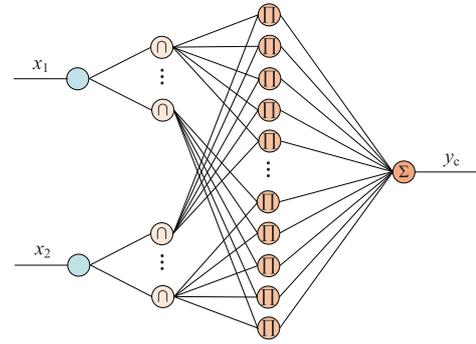


图 4 FNNC 结构
Fig. 4 FNNC structure

此处，采用加入动量项的 BP 算法的权值修正迭代公式来修正控制器的 3 类可调参数，即可实现对系统的自适应控制。

网络权值的调整式为：

$$w_{kl}(t+1) = w_{kl}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{kl}} + \rho \Delta w_{kl}(t) \quad (17)$$

式中： ρ 为动量系数； η 为学习速率； $\Delta w_{kl}(t)$ 为网络权值的变化量。

式(17)中 $\partial E / \partial w_{kl}$ 的表达式为：

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kl}} = \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w_{kl}} = - \frac{(y_d - y)}{\sum_{k,l=1}^5 O_{kl}^3} \frac{\partial y}{\partial u} \cdot O_{kl}^3 \quad (18)$$

式中： y_d 为目标函数 $E(t)$ 对系统输入 $y(t)$ 求偏导得到的系数； O_{kl}^3 为输出层在模糊矩阵中第 k 行第 l 列的函数值。

在式(18)中， $\partial y / \partial u$ 由 $\partial y_{IN} / \partial u$ 来代替，即：

$$w_{kl}(t+1) = w_{kl}(t) + \eta \frac{(y_d - y)}{\sum_{k,l=1}^5 O_{kl}^3} \frac{\partial y_{IN}}{\partial u} \cdot O_{kl}^3 + \rho \Delta w_{kl}(t) \quad (19)$$

同理可得 σ_{1h} 、 γ_{1h} 、 σ_{2h} 、 γ_{2h} 的修正公式为：

在式 (20) 和式 (21) 中, $h=1, 2, \dots, 5$ 。

3 仿真结果及分析

为使系统具有较好的稳态性能和动态性能, 根据文献 [21], 设置系统的自然振荡频率为 $12 \text{ rad} \cdot \text{s}^{-1}$, 阻尼比为 0.618, 采样周期 $\Delta t=0.01 \text{ s}$ 。

依托企业合作高校智能装备研究院仿真工作站, 基于 MATLAB 软件编写 FNN-MRAC 系统程序, 系统中各参数分别设置如下: 误差 e 、误差变化 ce 的模糊词集见 2.3.1 节; 误差和误差变化的基本论域均为 $[-8, +8]$, 放大器的基本论域为 $[-10, +10]$; 误差和误差变化定量在区间 $[-8, +8]$ 上, 隶属度函数的中心 γ_{1h} 和 γ_{2h} ($h=1, 2, \dots, 5$) 训练前的初始值分别取为 -0.8 、 -0.4 、 0 、 $+0.4$ 和 $+0.8$, 宽度 σ_{1h} 和 σ_{2h} ($h=1, 2, \dots, 5$) 的初始值均为 0.2857, 以使在空间 $[-0.8, +0.8]$ 上等分这 5 个模糊词集; 量化系数 $k_e=1$ 、 $k_{ce}=2$, 比例系数 $k_u=4$ 。

最后, 设置系统程序中的初始辊轧力 F 为 10 kN, 控制系统的仿真结果见图 5。由图 5 可知, 实线为参考期望模型输出, 虚线为本文算法的实际输出, 虽然在控制过程中的前一阶段出现超调和波动, 但经过约 10 s 后趋于一致, 且总体控制效果良好。图 6 和图 7 分别为网络学习调整前后 $e(t)$ 、 $ce(t)$ 的隶属函数。

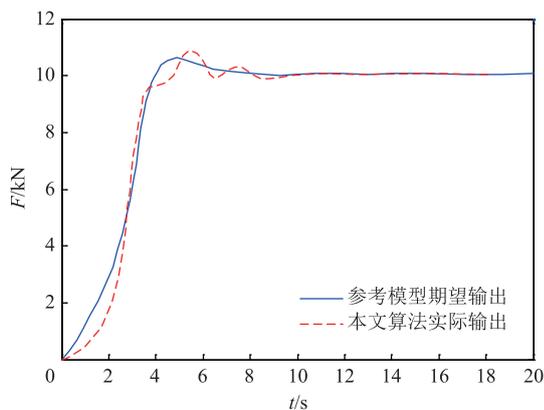


图 5 FNN-MRAC 仿真控制结果

Fig. 5 Simulation control results of FNN-MRAC

由图 6 可知, 取中心值为 0 和 ± 0.8 时, 学习前、后误差的隶属度变化不大, 取中心值为 ± 0.4 时, 学习后误差的隶属度较学习前稍微上升。由图 7 可知, 中心值为 ± 0.8 时, 学习前后误差变化的隶属度未变化, 取中心值为 0 和 ± 0.4 时, 误差变化的隶属度在学习前后变化不大, 但较学习前稍微下降;

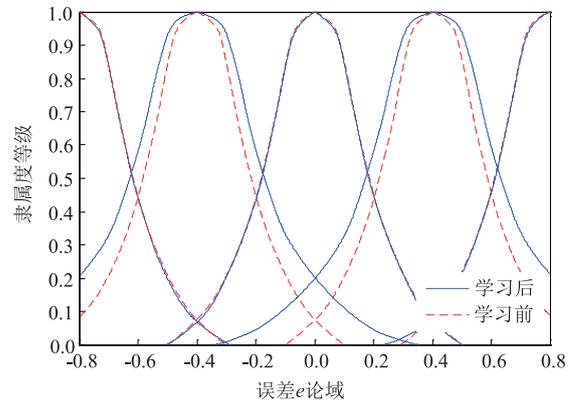


图 6 误差的隶属函数在调整前后的变化曲线

Fig. 6 Change curves of error membership function before and after adjustment

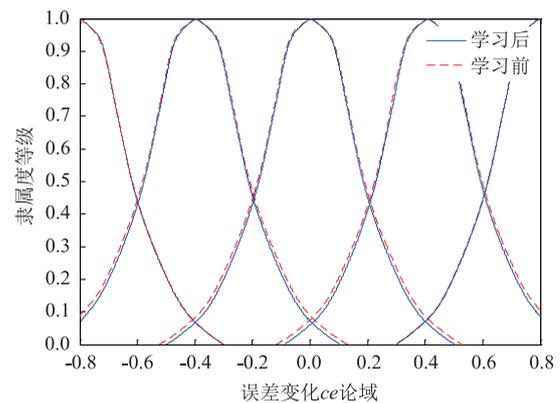


图 7 误差变化的隶属函数调整前后的变化曲线

Fig. 7 Change curves of membership function for error change before and after adjustment

虽然误差较学习前稍有变大, 但误差变化趋于更小, 与图 5 中初始阶段出现的超调和波动相符合, 但不影响总体的控制效果。因此, 经网络在线调整训练的隶属度函数可适应系统的特性, 且控制质量总体较高。

4 实验验证及分析

基于某单位用于辊轧发动机隔热屏的辊轧机为研究对象, 将本文提出的控制器应用至辊轧机液压力控制系统。通过给下压辊加装高精度的轮辐式压力传感器和位移传感器, 实时检测下压辊在垂直位置轧制调整过程中的辊轧力和位移信息, 并将辊轧力和位移信息实时反馈至辊轧机的板形控制系统, 实现了精准的辊轧力闭环自适应控制。辊轧机的下压辊位置调整范围为 95 ~ 120 mm, 移动精度为 0.02 mm; 下压辊、支承辊能实现同步反向转动, 传动比为 1, 转速调节范围为 15 ~ 25 $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$; 扶辊的位置可调节, 用于扶持正在加工的隔热屏薄

壁筒件。辊轧机下压辊调整控制及检测系统结构 见图 8。

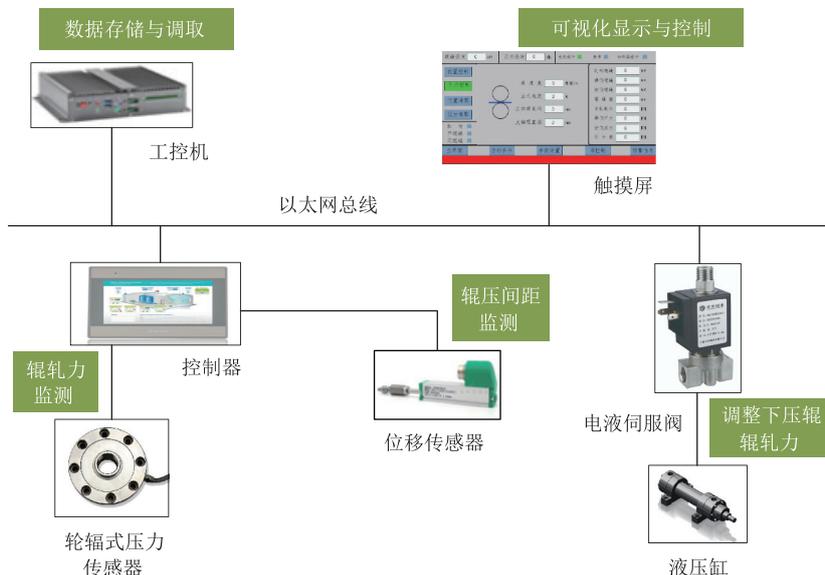


图 8 辊轧机下压辊调整控制及检测系统结构

Fig. 8 Structure of adjustment control and testing system for bottom roller of rolling mill

现以某型号航空发动机的隔热屏作为加工实验对象，对外形尺寸为 $\Phi 1043.6 \text{ mm} \times 493.3 \text{ mm}$ 的 GH3128 镍基高温合金隔热屏薄壁筒件（壁厚为 0.8 mm）进行辊弯成形加工实验，具体步骤简要概况如下：

(1) 通过缝焊方式将 GH3128 合金薄板焊接为筒件，并整形为直径为 $\Phi 1043.6 \text{ mm}$ 的圆筒；

(2) 隔热屏圆筒置于预设位置，辊轧机启动，并通过操控界面设置初始辊轧力为 100 kN，转速为 $20 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ ，下压辊开始下压；

(3) 辊轧机辊弯过程中，操控界面实时显示轮辐式压力传感器检测的压力值，通过控制系统进行实时修正，以确保实时辊轧力与初始设定值一致；且控制下压辊、支承辊的凹凸对应位置间距为 0.8mm；

(4) 依次完成 3 道波纹辊轧，隔热屏圆筒换向从另一侧进行重复辊弯加工，合计完成 6 道波纹辊轧。

至此，完成单个隔热屏薄壁筒件的辊弯成形，其中，隔热屏辊轧机见图 9a，操控界面见图 9b，薄壁筒件半成品见图 9c，薄壁筒件成品见图 9d。

采用三维影像测量仪进行扫描以获取隔热屏薄壁筒件辊轧样件的全尺寸实测数据，并与样件图纸尺寸设计值进行比对，数据见表 1，其中， L_1 为端面至首道波纹中心间距， L_2 为端部波纹折弯处至首道波纹中心间距， L_3 为单个波纹长度， R_1 为端部首道波纹折弯半径， R_2 为波纹折弯半径， H_1 为波纹单边高度。由表 1 可知，薄壁筒件样件整体尺寸较设计值的偏差在 0.3% 以内，符合 HB 5936—2011^[22] 的规定。因此，使用该板形控制系统的隔热

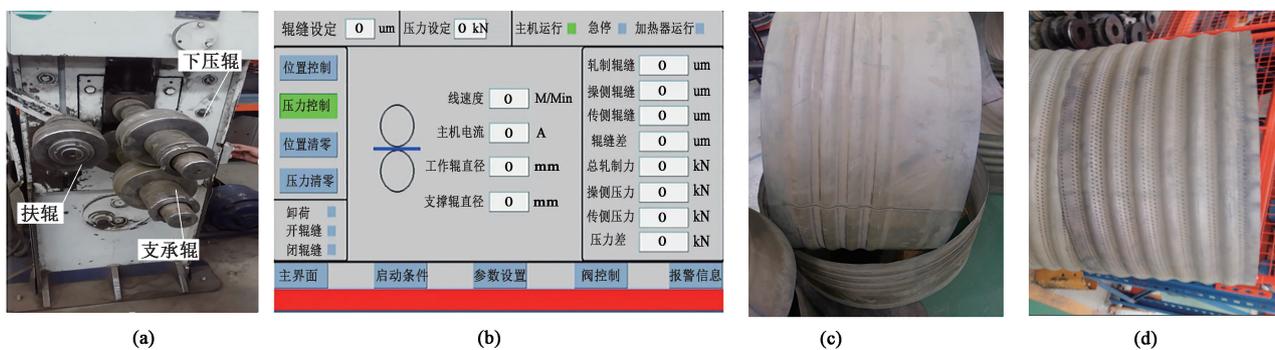


图 9 隔热屏薄壁筒件辊轧机加工实验

(a) 辊轧机 (b) 操控界面 (c) 隔热屏半成品 (d) 隔热屏成品

Fig. 9 Machining experiment of heat shield thin-walled cylinder by rolling mill

(a) Rolling mill (b) Control interface (c) Semi-finished products of heat shield (d) Finished products of heat shield

表 1 薄壁筒件尺寸的实测值、设计值对比 (mm)

Table 1 Comparison of measured and designed values for thin-walled cylinder sizes (mm)

关键尺寸	L_1	L_2	L_3	R_1	R_2	H_1
实测值	42.1	31.58	66.2	19.95	29.333	10.82
设计值	42.0	31.5	66.0	20.00	29.325	10.80
偏差/%	0.24	0.25	0.30	0.25	0.03	0.19

屏辊轧机具有较高的可靠性和精度, 足以满足工程应用需求, 具备较强的实用性、推广性。

5 结论

(1) 基于理论分析构建隔热屏辊轧机液压辊轧力调节系统的数学模型, 针对其特点和技术性能要求, 完成了隔热屏辊轧机板形控制系统的设计, 该系统融合了模糊控制和神经网络控制的优点, 从而使系统在有不确定性的外部扰动的情況下仍能保持较好的控制质量。

(2) 通过仿真分析该控制器的系统模型, 该控制器能够有效地迅速控制隔热屏辊轧机的辊轧力, 能够精确地跟踪辊轧力初始设定值, 具备很强的抗干扰和信号跟踪能力, 有效解决了系统的非线性、时变性等问题。

(3) 以某型号航空发动机的隔热屏作为加工实验对象, 构建了隔热屏辊轧机下压辊调整控制及检测系统, 并将该控制器应用至辊轧机液压力控制系统, 该隔热屏薄壁筒件样件辊轧的实测尺寸相比设计值的偏差在 0.3% 以内, 具有较高的可靠性和精度。

参考文献:

- [1] 王晓晨, 杨荃, 孙友昭. 六辊冷轧机的弯辊力组合板形控制策略 [J]. 工程科学学报, 2014, 36 (6): 824-829.
Wang X C, Yang Q, Sun Y Z. Shape control strategy by bending force combination adjustment for 6-hi cold rolling mill [J]. Chinese Journal of Engineering, 2014, 36 (6): 824-829.
- [2] 于仲安, 杨国亮. 基于大脑情感学习模型的参考自适应液压伺服控制系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (3): 671-673, 680.
Yu Z A, Yang G L. Research of model reference adaptive hydraulic servo control system based on brain emotional learning model [J]. Computer Measurement & Control, 2013, 21 (3): 671-673, 680.
- [3] 陈志旺, 李亮. 模糊模型参考自适应轧机位置控制 [J]. 冶金设备, 2008 (1): 6-9, 5.
Chen Z W, Li L. Fuzzy MRAC for position control of rolling mill [J]. Metallurgical Equipment, 2008 (1): 6-9, 5.
- [4] 陈丽, 李建更, 乔俊飞, 等. FNN 模型参考自适应控制在轧

机液压弯辊系统中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2005 (12): 1396-1399.

Chen L, Li J G, Qiao J F, et al. Fuzzy neural network model reference adaptive control method for the hydraulic bending roll in the control system of UC rolling mill [J]. Computer Measurement & Control, 2005 (12): 1396-1399.

- [5] 吕其栋. 冷连轧机板形智能控制策略的研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2008.
Lyu Q D. Research on Intelligent Control Strategy of Flatness for Tandem Cold Mill [D]. Shenyang: Northeastern University, 2008.
- [6] Pin G, Francesconi V, Cuzzola F A, et al. Adaptive task-space metal strip-flatness control in cold multi-roll mill stands [J]. Journal of Process Control, 2013, 23 (2): 108-119.
- [7] Jia C Y, Bai T, Shan X Y, et al. Cloud neural fuzzy PID hybrid integrated algorithm of flatness control [J]. Journal of Iron and Steel Research (International), 2014, 21 (6): 559-564.
- [8] 王海峰. 冷轧带材板形控制系统模型优化及仿真软件开发 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
Wang H F. Model Optimization and Simulation Software Development of Flatness Control System for Cold Rolled Strip [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [9] 白涛. 基于遗传算法优化的云模型 PID 液压弯辊板形控制 [J]. 塑性工程学报, 2021, 28 (4): 206-211.
Bai T. Hydraulic bending roll flatness control of cloud model PID based on genetic algorithm optimization [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2021, 28 (4): 206-211.
- [10] 孙卫华. 轧机液压 AGC 系统数学模型及控制方法研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2008.
Sun W H. The Study on the Dynamic Model and Control Method of Hydraulic AGC System [D]. Shenyang: Northeastern University, 2008.
- [11] 陈丽. 模糊神经网络及其在板形控制中的应用 [D]. 北京: 北京工业大学, 2005.
Chen L. Fuzzy Neural Network and Its Application to Shape Control [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2005.
- [12] 宋晓东, 姚晓先, 官展博. 调压型智能泵源的模型参考自适应控制 [J]. 北京理工大学学报, 2011, 31 (8): 944-948.
Song X D, Yao X X, Gong Z B. Model reference adaptive control for variable-pressure pumping source [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2011, 31 (8): 944-948.
- [13] 马晨龙. 基于模型参考自适应控制的列车速度控制研究 [D]. 兰州: 兰州交通大学, 2023.
Ma C L. Research on Train Speed Control Based Adaptive Control on Model Reference [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2023.
- [14] 张敏, 徐启华. 基于改进 BP 的神经网络模型参考自适应控制 [J]. 软件, 2015, 36 (7): 118-123.
Zhang M, Xu Q H. The improved BP neural network model reference adaptive control [J]. Computer Engineering & Software, 2015, 36 (7): 118-123.
- [15] Patino H D, Liu D R. Neural network-based model reference adaptive control system [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2000, 30 (1): 198-204.

(下转第 86 页)