

基于 RBF-NN 逆系统的卷取张力控制

蒋泽义¹, 莫天生², 张超³

1. 马鞍山钢铁股份有限公司煤焦化分公司, 安徽马鞍山 243000

2. 马鞍山钢铁股份有限公司第三钢轧厂, 安徽马鞍山 243000

3. 河南机电高等专科学校自动控制系, 河南新乡 453002

摘要 基于对卷取机张力间接控制过程的研究, 以提高恒张力卷取控制精度为目的, 引入径向基函数 (RBF) 神经网络及逆系统控制理论知识, 结合卷取张力控制过程的物理特性, 建立了张力控制逆系统模型, 其仿真结果较为理想, 对实际的生产有指导意义。

关键词 卷取张力控制; RBF 神经网络; 逆系统

中图分类号 TG333.71, TP273.1

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.23.010

Control Strategy for Coiling Tension Based on RBF-Neural Network Inverse System

JIANG Zeyi¹, MO Tiansheng², ZHANG Chao³

1. Coking Coal Branch, Maanshan Iron & Steel Co. Ltd., Maanshan 243000, Anhui Province, China

2. No. 3 Steelmaking & Rolling Plant, Maanshan Iron & Steel Co. Ltd., Maanshan 243000, Anhui Province, China

3. Department of Automatic Control, Henan Mechanical and Electrical Engineering College, Xinxiang 453002, Henan Province, China

Abstract Based on the research on coiling tension indirect control process, for the purpose to improve the accuracy of the constant tension take-up control, RBF neural networks and inverse system control theory are introduced. The physical characteristics of coiling tension control process are combined with, an inverse system model is established, and the simulation results are satisfactory. The model possesses the important guiding significance for actual productions.

Keywords coiling tension control; RBF neural network; inverse system

0 引言

带钢卷取是轧制、连续退火、涂镀等生产线上收集超长带材成品的重要工序, 是带钢生产过程中不可或缺的重要环节。卷取机张力控制精度直接影响生产线的生产效率及产品质量, 如张力过大会引起带钢塑性变形, 甚至断带, 形成窝心卷等; 而欠张会导致钢卷塔形、松卷、起套、卸卷困难等生产及质量问题。因此, 提高卷取机张力控制精度及寻求更好的控制方法已是相关工作者必须研究考虑的问题。

卷取张力控制过程是一个存在较多不确定影响因素的非线性过程, 要实现设定张力的恒定卷取, 就必须在不同的卷径下, 给卷取电机一个精确的转矩给定。基于这一思路, 本文引入径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络及逆系统控制理论知识, 结合卷取张力控制过程的物理特性,

将神经网络逆系统控制方法应用于卷取张力控制系统中。

1 张力逆系统控制模型建立

1.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络, 是由 Moody 和 Darken 于 20 世纪 80 年代末提出的一种具有单隐层的 3 层前馈神经网络, 它是在借鉴生物局部调节和交叠接受区域知识的基础上, 提出的一种采用局部接受域执行函数映射的人工神经网络^[1]。图 1 是一种具有单隐层的多输入多输出前馈神经网络的网络拓扑结构。 n 个输入单元对应输入模式的 n 个特征参数, r 个输出单元对应系统的输出, 隐含层采用径向基函数作为网络的激活函数, 径向基函数是一个高斯型函数, 隐节点中的激活函数对输入信号将在局部产生响应。

收稿日期: 2010-07-02; 修回日期: 2011-08-04

作者简介: 蒋泽义, 工程师, 研究方向为冶金设备控制与仿真, 电子邮箱: mts2222@sina.com

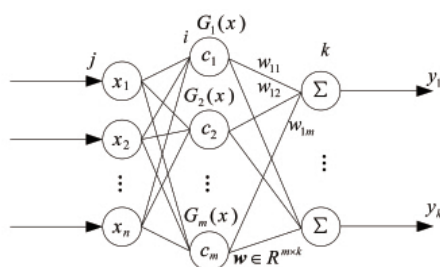


图 1 RBF 神经网络结构

Fig. 1 Structure of RBF neural network

1.2 卷取张力控制原理

在卷取张力控制系统中,卷取机电机总转矩由卷取张力力矩、惯性力矩补偿、带钢弯曲力矩以及机械摩擦转矩补偿等部分组成,并且每个组成部分均随卷取时间而不断变化,各部分组成力矩的计算精度直接影响着卷取张力控制的效果。在不能直接检测张力的情况下,采取张力间接控制方式,通过精确控制卷取电机的转矩,控制卷取张力。其控制原理如图 2 所示。

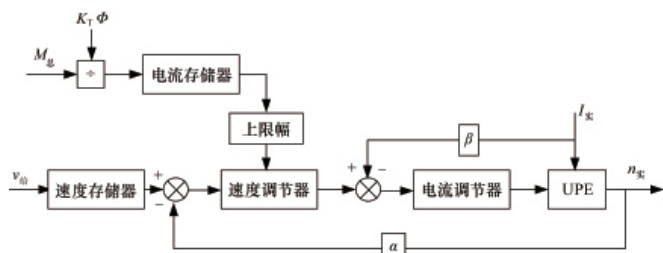


图 2 卷取张力控制原理示意

Fig. 2 Scheme of coiler tension control principle

图 2 中, α 为转速反馈系数, β 为电流反馈系数,UPE 为电力电子变流器, $I_{\text{实}}$ 、 $n_{\text{实}}$ 分别为电机实测电流及转速, $M_{\text{总}}$ 为卷取机电机轴上的总转矩,即电机输出力矩给定值,根据电动机力矩公式可以计算出卷筒电机的电流给定值为

$$I^* = M_{\text{总}} / K_T \Phi \quad (1)$$

其中, K_T 为电机力矩常数; Φ 为电机磁通。

卷筒电机的电流给定值经电流存储器存储及限幅处理后,改变速度调节器的限幅值,调节实际输出电流,使之等于电流给定值,卷筒电机处于转矩控制状态,从而实现了卷取机卷取带钢过程中的张力力矩控制,即实现了卷取恒张力控制的要求。

1.3 卷取张力逆控制系统建立

卷取机张力控制系统中,要实现准确地控制卷取张力,就必须准确地控制卷取机电机的输出力矩。卷取机的卷筒机械传动机构物理模型如图 3 所示,其中, J 为卷筒传动机构转

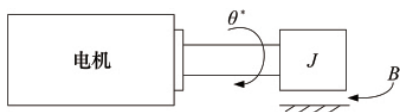


图 3 卷筒电机物理模型示意图

Fig. 3 Scheme of motor physical model

动惯量; B 为摩擦黏性系数; θ^* 为电机角位移。

将卷筒负载折合到卷筒电机轴上,设卷取时间为 t 时,卷筒旋转过的角度为 θ ,与图 3 中 θ^* 存在传动比 i 的关系。以卷筒在 $0-t$ 时刻所转过的角位移 θ 为控制目标输出,并且 θ 与卷筒的旋转角速度 ω 有如下关系:

$$\dot{\theta} = \omega \quad (2)$$

电机轴上的输出力矩 $M_{\text{总}}$ 卷取张力力矩、惯性力矩补偿、带钢弯曲力矩以及机械摩擦力矩补偿等部分组成。

由动力学定理,电动机轴上输出力矩可表达为

$$M_{\text{总}} = J \frac{d^2 \theta^*}{dt^2} + B \frac{d \theta^*}{dt} + G \theta^* \quad (3)$$

其中, G 为重力相关系数。

由式(3)可得,卷取机卷筒电机的力矩状态方程可表示为

$$M = \Psi(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta) \quad (4)$$

根据逆系统控制理论,令 $\varphi = \ddot{\theta}$, z_1, z_2 分别为 φ 的一、二阶导数,可得式(5)表示的逆系统的标准形式^[2]:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = \varphi \\ M = \Psi(\varphi, z) \end{cases} \quad (5)$$

由此构造的以卷筒电机力矩 M 为输出, φ 为输入的逆系统是一个 $\alpha=2$ 的逆系统,将此 α 阶逆系统串接在系统(4)前,复合系统就成为一个以 φ 为输入、 θ 为输出的伪线性系统。

本文采用 RBF 神经网络结构描述式(5)逆系统,分别以 φ 及其积分器构成的 $\dot{\theta}, \theta$ 作为神经网络的输入参数,并引入卷取机下夹送辊的线速度 v 、张力设定 T 以及卷取过程中卷筒上转动惯量的变化率为扩展输入,以卷筒电机轴上总力矩为输出,构成 6 个输入节点、1 个输出接节的神经网络逆系统的扩展结构,如图 4 所示。

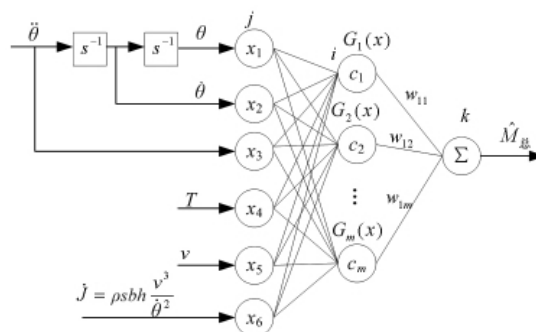


图 4 卷取力矩辨识的 RBF 神经网络逆系统扩展结构

Fig. 4 RBF neural network and inverse system extended structure of coiling torque identification

在 RBF 神经网络的输入中,引入扩展参数 $T, v, \dot{J}$ 。 T 为设定的张力曲线,并包含精轧抛钢后,为了避免带钢在输出辊道上起套或甩尾,保证完美的钢卷卷形,引入的 TAPER 张力环节。下夹送辊线速度 v 为反映被控对象特性的重要可测参

数,它的误差直接影响张力控制的效果。卷取过程中卷筒上转动惯量的变化率 $\dot{J}$ 是包含变量 θ 的非线性运算,也直接影响着电机力矩输出的精度^[3]。

这样用卷取总力矩 $M_{\text{总}}$ 辨识的神经网络输入变量为 $\mathbf{x}(j)=[\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, T, v, \dot{J}]^T$,网络隐层输出为

$$G_i(\mathbf{x})=\exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad i=1, 2, \cdots, m \quad (6)$$

其中, $\mathbf{c}_i$ 是与 $\mathbf{x}$ 同维的中心向量; σ 为高斯函数的宽度,决定着高斯函数的形状,也决定了该中心点对应基函数的作用范围; m 为隐层节点个数,与 $\mathbf{c}_i$ 、 σ 一样均由最近邻聚类算法决定^[3]。

网络的输出为

$$\hat{M}_{\text{总}}=\sum_{i=1}^m w_i(k)G_i[\mathbf{x}(k)] \quad (7)$$

通过训练能够使 RBF 网络逼近被控对象的逆模型。图 5 给出了辨识卷取过程卷筒电机输出总力矩的神经网络离线训练示意,其结构包括两部分:虚线左边为原卷取张力控制系统,虚线右边是对用于逼近卷筒电机输出总力矩的 RBF 神经网络的离线训练。在神经训练中,为了使网络能快速收敛,对样本采取归一化处理^[4]。

辨识网络的学习目标函数为:

$$E(k)=\frac{1}{2} [M_{\text{总}}-\hat{M}_{\text{总}}]^2 \quad (8)$$

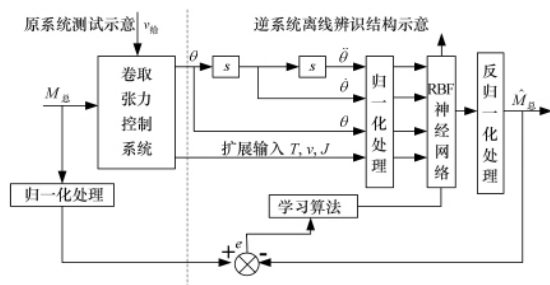


图 5 神经网络逆系统的离线辨识示意

Fig. 5 Scheme of RBF neural network and inverse system offline identification

2 神经网络逆系统训练与测试结果

在图 5 所示的神经网络机构基础上,在某热轧厂 1200mm 生产线现场采集相关数据 1000 组^[3],800 组用于网络训练,200 组用于网络模型的测试,结果如图 6、图 7 所示。

最终辨识最大误差为 $1.38 \times 10^{-2} \text{N} \cdot \text{m}$ 神经网络结构隐层神经元个数为 17,共耗时 56s。RBF 神经网络扩展结构训练学习结果显示,该网络对卷取电机的总力矩有着很好的辨识效果,精度也较高。由图 7 可以看出,在卷取过程中,神经网络辨识误差主要出现在轧制过程中的加减速时间段,轧制速度的突变对辨识结果的精度影响较大。因此在带钢轧制工艺的制定时,应尽可能避免轧制速度的大幅变化。

考虑在实际应用中,受各种因素的影响,由神经网络逆

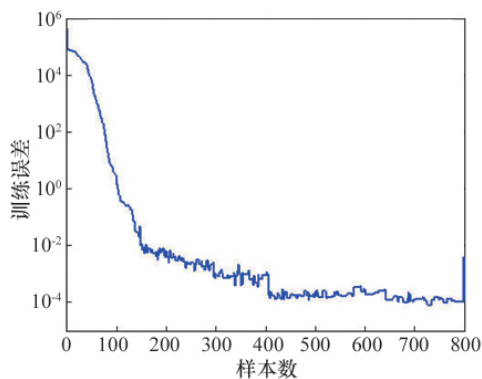


图 6 神经网络训练学习误差趋势

Fig. 6 Trend of neural network training and learning errors

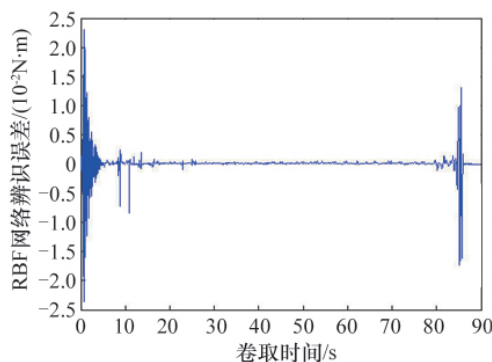


图 7 卷取力矩逆辨识误差

Fig. 7 Identification errors of coiling torque

系统与与被控系统复合而成的伪线性系统并不是一个简单、理想的线性系统。因此,为了获得更高性能控制效果,需要采用经典的线性控制方法设计附加控制器,如经典控制的线性校正、PID 控制及现代控制的最优控制等方法,与 RBF-NN 伪线性复合系统串联,如图 8 所示,使控制系统获得优良的静、动态特性与抗干扰能力。

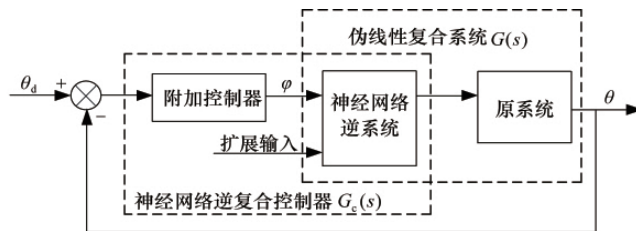


图 8 卷取张力控制神经网络逆复合控制系统示意

Fig. 8 Scheme of neural network inverse complex system of coiling tension control

本文采用基于 Ziegler-Nichols 整定法则的 PID 方法设计了附加控制器。投入 RBF-NN 模型的卷取张力控制系统与 1200mm 原张力控制系统对阶跃信号的响应对比结果如图 9 所示。

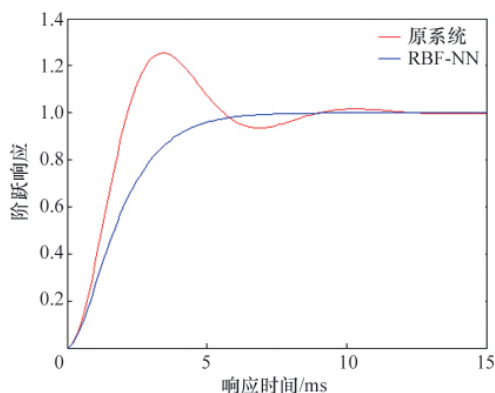


图9 RBF-NN模型与原张力控制系统的阶跃响应对比
Fig. 9 Comparison of RBF-NN model with the step response of original tension control system

从系统对于阶跃信号的响应上可以看出,投入RBF-NN模型时,系统响应的超调量大大降低,响应速度也大大提升,能够满足卷取张力控制系统响应快的要求,使张力控制精度得到大大改善有着较好的预期结果。

3 结论

本文将神经网络结合逆系统控制方法应用于卷取张力

控制系统,并与生产实际结合,结果表明仿真结果精度高。利用该控制仿真方法及结果可以进行带钢生产中新钢种、新规格的品种开发研究,为卷取控制系统改造升级提供可靠的参考数据。

参考文献 (References)

- [1] 陈小红. 逆系统方法的径向基函数网络实现[J]. 控制与决策, 1998, 13(2): 146-150.
Chen Xiaohong. *Control and Decision*, 1998, 13(2): 146-150.
- [2] 戴先中, 刘军, 冯纯伯, 等. 神经网络 α 阶逆系统在离散非线性系统控制中的应用[J]. 控制与决策, 1997, 12(3): 79-82.
Dai Xianzhong, Liu Jun, Feng Chunbo, et al. *Control and Decision*, 1997, 12(3): 79-82.
- [3] 莫天生. 基于RBF神经网络逆系统的卷取张力控制策略研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2010.
Mo Tiansheng. *Research on inverse system of coiler tension control strategy based on RBF neural network* [D]. Beijing: University of Science & Technology Beijing, 2010.
- [4] 莫天生, 张大志. 基于RBFNN-PID的直流电机智能控制系统仿真[J]. 冶金自动化, 2010, 34(4): 739-741.
Mo Tiansheng, Zhang Dazhi. *Metallurgical Automation*, 2010, 34(4): 739-741.

(责任编辑 代丽)

·学术动态·

“第二届全国离子液体与绿色过程学术会议”征文

由华南理工大学等多家单位主办的“第二届全国离子液体与绿色过程学术会议”将于2011年11月27—30日在广州召开。

征文范围:新型离子液体的设计与合成;离子液体制备新技术与过程;离子液体纯化技术;离子液体物理化学性能研究;离子液体的结构表征方法与技术;离子液体体系的模拟与数据库;离子液体的环境/生物相容性及降解性;离子液体在能量转化与新能源中的应用;离子液体在催化、吸附及分离中的应用;离子液体在石油化工及有机合成中的应用;离子液体在环境治理过程中的应用;基于离子液体的生物化学过程;基于离子液体的功能性材料制备;基于离子液体的生物质转化及利用。离子液体的工业化制备;离子液体的工业化应用;离子液体的生命周期研究;离子液体的循环利用与回收;绿色反应过程设计与优化;绿色分离过程;绿色过程系统集成;其他绿色介质与过程。

征文截止日期:2011年9月15日。

联系电话:020-22236669。

通信地址:广东省广州市华南理工大学化学与化工学院(510540)。

电子信箱:2ncils@scut.edu.cn。