

电弧炉电极系统双模控制策略研究及应用

张世峰, 张绍德

(安徽工业大学电气信息学院 安徽 马鞍山 243002)

【摘要】针对交流电弧炉电极控制系统具有非线性时变、多变量、强耦合及存在随机干扰的特点,采用基于最近邻聚类方法的径向基函数(RBF)神经网络快速学习算法,通过实时在线辨识,建立电弧炉电极系统的精确逆模型并用于控制,实现了将具有强耦合特性的多变量输入/输出(MIMO)系统解耦成单个独立的伪线性对象,并提出一种基于RBF神经网络逆控制与比例微分(P/D)控制相结合的双模控制策略。应用结果证实了该控制策略具有快速适应对象和过程变化的能力及较强的鲁棒性。

关键词 电弧炉; 解耦; 双模控制; 电极系统; 逆控制; 神经网络
中图分类号 TP13 **文献标识码** A

Research and Application of Arc Furnace Electrode System Based on Dual-Mode Control

ZHANG Shi-feng, ZHANG Shao-de

(Department of Electrical Engineering & Information, Anhui University of Technology Ma'anshan Anhui 243002)

Abstract An exact inverse model controller is constructed, which in accordance with the characteristics of the electrode control system in arc furnace. The arc furnace model can be identified on-line. The nonlinear multiple-input-multiple-output (MIMO) plant is converted into isolated dynamic decoupling pseudo linear system based on radial basis function (RBF) neural network that applies nearest neighbor clustering algorithm. A dual-mode control strategy is presented, which is based on the proposed RBF neural network inverse controller and a proportion differential (PD) controller. Result shows that the controller has rapid compliant ability of process changing and good robust performance in practical applications.

Key words arc furnace; decoupling; dual-mode control; electrode system; inverse control; neural network

近年来,随着电弧炉炼钢地位的提高,人们对电弧炉自动控制技术也日益重视。在三相交流电弧炉自动控制系统中,三相电极的升降控制系统是核心部分,由于它的工作效率高直接影 响钢水的冶炼质量、用电消耗、电极损耗和生产率的提高,国内外有关电极控制策略的研究一直未间断^[1-3]。但由于该系统是一个复杂的多变量、非线性、时变、诸多干扰和运行环境复杂的系统,一些先进控制策略的工程实际应用是一个传统的难题^[4]。考虑到神经网络逆系统方法的研究已取得了一系列重要成果,其强大的非线性逼近能力、自学习能力能够构造出性能良好的系统逆模型^[5-7],避免了逆系统方法中极其困难的求解非线性系统逆的工作。本文在对三相交流电弧炉电极系统的控制研究和开发中,探索出一种基于径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)实时在线逆辨识方法,设

计了逆模型控制与PD控制相结合的综合控制策略。

1 非线性逆动态系统的RBFNN实现

对于可逆非线性系统,可用差分方程来描述^[8]:

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)) \quad (1)$$

式中 y 是系统的输出; u 是控制信号; n 为系统的阶数; m 为输入延迟。用RBFNN对系统逆动态学习,得到控制器输出为:

$$u(k) = g(y(k+1), y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)) \quad (2)$$

式中 $y(k+1)$ 是 $k+1$ 时刻的系统输出,是一步预测输出; $u(k)$ 是与 $y(k+1)$ 对应的控制输入。本文基于实现RBFNN考虑,可对式(2)向后推移一步,得到:

$$u(k-1) =$$

收稿日期: 2007-07-22; 修回日期: 2007-11-10

基金项目: 安徽省“十五”攻关项目(01012053); 安徽省教育厅自然科学基金项目(KJ2008B104)

作者简介: 张世峰(1959-), 男, 硕士, 副教授, 主要从事控制理论及应用、计算机控制方面的研究。学历

$g(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-2), \dots, u(k-m))$ (3)
用RBFNN来建立系统的逆动态模型:

$$g(\mathbf{X}(k)) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^M \lambda \phi(\mathbf{X}(k) - \mathbf{C}_i) \quad (4)$$

式中 M 为RBFNN隐节点数; $\phi(\cdot)$ 为RBF;
 $\mathbf{X}(k) = [y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-2), \dots, u(k-m)]^T$ 为RBFNN的输入向量, 本文采用一个静态ANN和若干时延因子 z^{-1} 来构成神经网络 α 阶时延系统, 如图1所示。

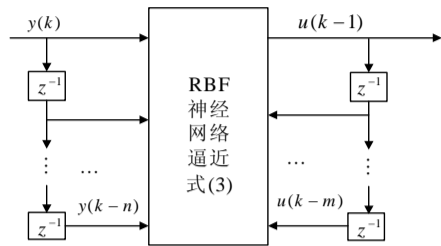


图1 串-并辨识结构的离散系统ANN时延系统

图1中静态神经网络仅用来逼近时延系统中的静态非线性函数(式(3)中的 $g(\cdot)$), z^{-1} 用来表征逆系统的动力学特性。RBFNN时延逆系统的构造仅需知道式(1)中的 n, m , 而无需知道原系统的数学模型。

2 基于RBFNN电极系统双模控制策略

设三相电弧炉电极系统离散差分方程为:

$$\begin{cases} i_a(k+1) = f_a(k) \\ i_b(k+1) = f_b(k) \\ i_c(k+1) = f_c(k) \end{cases} \quad (5)$$

式中 i_a, i_b, i_c 是三相电流输出信号; $f_a(k) = f_a[i(k), i(k-1), \dots, i(k-n+1), u_a(k), u_a(k-1), \dots, u_a(k-m+1), u_b(k), u_b(k-1), \dots, u_b(k-m+1), u_c(k), u_c(k-1), \dots, u_c(k-m+1)]$, $f_b(k)$ 和 $f_c(k)$ 类同; u_a, u_b, u_c 是三相电极控制信号。将电极系统视为一广义对象(其中包括液压驱动装置和电极), 因三相电极对钢水放电, 形成星形连接, 因此三相控制信号 $u_a(k), u_b(k), u_c(k)$ 与输出电流 $i_a(k+1), i_b(k+1), i_c(k+1)$ 之间具有交叉强耦合, 采用这种模型结构具有一定的合理性和可行性。本文在基于RBFNN在线逆辨识的基础上构建双模控制系统结构(A相)如图2所示。

图2中, $i_{ma}(k)$ 为A相电流的设定值, 电弧炉电极系统B相、C相控制信号 $u_b(k), u_c(k)$ 对A相输出电流 $i_a(k+1)$ 耦合环节分别表示为 P_{ba}, P_{ca} , 环节 P_{ba}, P_{ca} 的输出 $i_{ba}(k+1), i_{ca}(k+1)$ 看作是对 $i_a(k+1)$ 的扰动输入, 因此:

$$i_a(k+1) = i_{aa}(k+1) + i_{ba}(k+1) + i_{ca}(k+1) \quad (6)$$

实际建模中, 取A相逆辨识器的输入向量为($n=3$):

$$[i_a(k), i_a(k-1), i_a(k-2)]^T \quad (7)$$

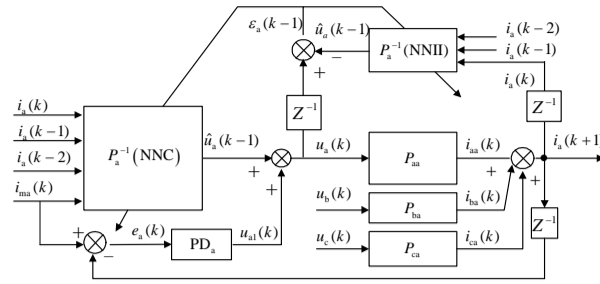


图2 电极系统A相控制结构图

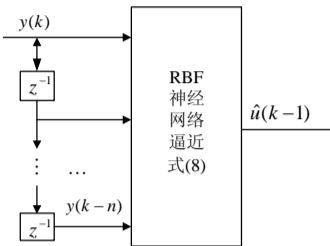


图3 并行辨识结构的离散系统ANN时延系统

将图1采用的串-并辨识结构改为并行的辨识结构, 如图3所示。因此根据基于RBF神经网络在线辨识训练算法^[9-10]可得到:

$$\hat{u}_a(k-1) = g_a(i_a(k), i_a(k-1), i_a(k-2)) \quad (8)$$

本文将电极系统B相、C相对A相的耦合影响, 视为对A相的扰动输入, 这样所得到的逆辨识器模型 $P_a^{-1}(NNII)$ 完全包含了A相、B相对C相的耦合影响。逆辨识器采用基于最近邻聚类算法的RBFNN, 将辨识模型反向作为直接逆控制器模型, 即 $P_a^{-1}(NNC) = P_a^{-1}(NNII)$, 从而使得系统运行过程中始终存在 $P_a^{-1}(NNC) * P_a \approx 1$, 即等价于 $i_a(k+1) = f_a^{-1}(k) * i_{ma}(k) = i_{aa}(k)$, 使被控对象A相电极系统成为一个动态伪线性对象, 从而, 使非线性对象的控制问题转化为线性对象的控制问题。B、C两相控制原理与A相类同。这样, 就将带有强耦合的三相电极系统间接地解耦成三个独立的控制回路。实现基于最近邻聚类的RBFNN快速在线学习方法是: 在聚类学习时, 始终保存当前时刻以前的49个时刻的输入输出数据对, 共50个作为聚类学习的样本, 这样连续向后推移, 即可实现在线学习, 在线控制, 利用辨识模型构建控制器对电极系统实现精确控制。考虑到电极系统强干扰等特性, 本文设计了一种如图(2)所示的双模控制策略。即:

$$\begin{aligned} u_a(k) &= \hat{u}_a(k-1) + u_{a1}(k) \\ u_{a1}(k) &= K_p[e_a(k) - e_a(k-1)] + \\ &K_d[e_a(k) - 2e_a(k-1) + e_a(k-2)] \end{aligned} \quad (9)$$

当电极下降点弧后, 电流波动较大, PD控制投入, 逆模型控制器进行学习并在线调整。目标是使得反馈误差 $e(k)$ 或 $u_{a1}(k)$ 趋向于0, 从而使自己逐渐在控制中占据主导地位, 以便最终取消PD反馈控制器的作用。但当系统受到随机干扰, 如冶炼过程中加合金料和加大氩气搅拌时, 电流波动增大, 系统又切换到PD控制, 抑制电流剧增, 确保系统的稳定性和鲁棒性。

3 应用研究

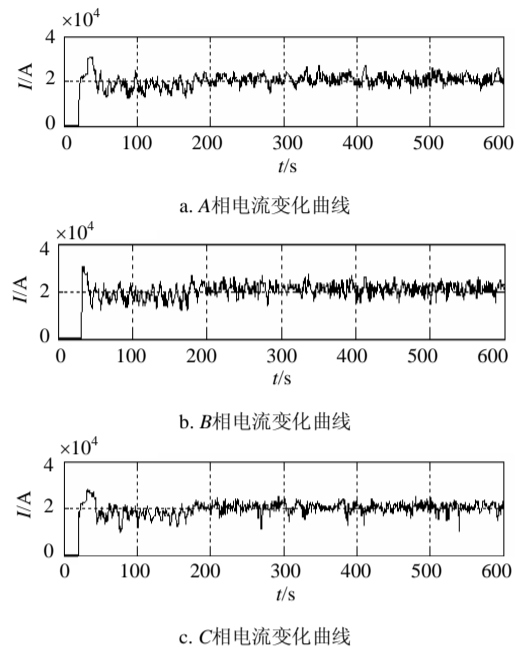


图4 三相电流变化趋势图(双模控制)

钢包精炼炉智能双模控制系统于今年对某钢厂70 tLF炉电极控制系统进行改造并取得了成功。该厂2#炉为70 tLF炉为超高功率电弧炉, 电弧炉变压器容量为14 MW, 二次供电电压为182~305 V, 分13档, 电极电弧电流控制范围为16~40 kA。系统投入运行后, 在空载条件下将三根电极匀速上升和下降, 调节驱动电极的每个液压装置使其达到最佳状态并得到运动速度与控制变量的对应参数和点弧过程的分段曲线。钢包定位后控制系统投入运行, 点弧阶段投入PD控制, 神经网络辨识器首先自学习, 离线学习时误差阈值 E_m 取0.05, 在线辨识与控制时误差阈值 E_m 取0.005, 聚类半径修正值 h 为0.000 2, 三相聚类半径初值为0.01, 根据系统的状态情况不断调整系统的ANN权值, 从而得到优化的控制性能。根据前面的算法设计, 系统在离线训练20 s后, 进入双模

自适应解耦控制器自动切换状态。图4为电压3档, 电流设定值21 000 A时升温阶段双模控制的实测三相电流波形, 升温速率5.3 °C/min, 电流波动范围 $\leq \pm 10\%$ 。而同样的设定条件下采用常规PID控制其升温速率4.8 °C/min, 电流波动范围 $\leq \pm 20\%$ 。

4 结论

本文采用基于RBFNN逆动态辨识的策略, 对电弧炉三相电极系统实现了实时在线间接解耦和控制, 将多变量强耦合的非线性系统转化为已解耦的独立的伪线性系统, 使得控制系统成为一个实时在线的自适应控制系统, 并引入神经网络逆控制器与PD控制器相结合的双模控制策略, 增加了控制过程的平稳性。应用结果说明采用的控制策略具有良好的控制效果。对电弧炉装置无论是新建还是老设备改造, 提供了一整套国产的性价比优秀的智能控制系统。

参考文献

- [1] HAUKSDÓTTIR A S. Current control of a three-phase submerged arc ferrosilicon furnace[J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(4): 457-463.
- [2] MORGAN P C. The continued development of the electric arc furnace[J]. Ironmaking & Steelmaking, 2005, 32(3): 185-192.
- [3] 员卫国. 炼钢电弧炉电极升降微机控制的回顾与总结[J]. 工业加热, 2000, (1): 1-4.
- [4] 李 强, 潘永湘, 余建明, 等. 综合智能控制策略在电弧炉控制中的应用[J]. 电工技术学报, 2003, (2): 100-104.
- [5] CASTRO L N, ZUBEN F J. Automatic determination of radial basis functions: an immunity-based approach[J]. International Journal of Neural System, 2001, 11(6): 523-535.
- [6] DAI Xian-zhong, MENG Zheng-da, Shen Jian-qiang, et al. Robot decoupling control based on ANN α -th-order inverse system method[J]. Robot (Chinese), 2001, 23(4): 363-367.
- [7] PLET t, GREGORY L. Adaptive inverse control of linear and nonlinear systems using dynamic neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(2): 360-376.
- [8] 王耀南. 智能控制系统[M]. 第2版. 长沙: 湖南大学出版社, 2006: 227-231.
- [9] 储岳中, 张绍德, 张世峰. 基于正则化RBF神经网络的钢包炉电极系统智能建模[J]. 自动化与仪表, 2004, 19(5): 5-7.
- [10] 朱明星, 张德龙. RBF网络基函数中心选取算法的研究[J]. 安徽大学学报, 2000, 24(1): 72-78.

编辑 漆 蓉