

文章编号:1000-582X(2008)01-0038-05

电弧炉电极调节系统双模控制器设计及应用

张世峰,张绍德

(安徽工业大学 电气信息学院,安徽,马鞍山市,243002)

摘要:针对三相交流电弧炉电极调节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,提出一种基于 RBF 神经网络实时在线辨识的模型参考自适应解耦控制(MRAC)与比例微分(PD)控制相结合的双模控制策略。该策略通过在线建立电弧炉电极系统的精确模型并用于控制,使得系统具有快速适应对象和过程变化的能力以及解耦特性,稳定性分析和应用结果证实了双模控制器提高了系统的动态跟踪性能,增加了抗干扰能力,具有较强的鲁棒性。

关键词:电弧炉;电极控制;神经网络;解耦;双模控制

中图分类号:TP273

文献标志码:A

Design and Application of an Arc Furnace Electrode Control 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, P. R. China)

Abstract: This paper presents a control strategy based on a Mode reference Adaptive Decoupling controller combined with a PD controller. The controller employs RBF(Radial Basis Function) neural network real-time identification on line and neural network decoupling. This work is in accordance with characteristics of electrode system controllers in arc furnaces such as highly nonlinear, time-variant, uncertain, and stochastic disturbances as well as multivariable input and output coupling. The accurate arc furnace model can be identified on-line. This control strategy can process changes and the decoupling characteristic frequently. The control strategy is quite robust and improves dynamic tracking performance and system disturbance resistance. The validity is verified by stability analyses and the result of application.

Key words: furnace; electrode control; neural network; decoupling; dual-mode control

近年来,随着电弧炉炼钢技术的进步和完善以及废钢代用品的开发与发展,电弧炉生产流程的前景十分宽广,因此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是核心部分,其作用是快速调节电极位置,保持恒定的电极电弧长度,以减少电弧电流的波动,维持电弧电压和电流的比例恒定,使输入功

率稳定;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研究一直未间断,尤其是模型参考自适应控制和神经网络控制的发展使其控制方法得到进一步拓展,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

收稿日期:2007-09-06

基金项目:安徽省“十五”攻关资助项目(01012053);安徽省教育厅自然科学基金资助项目(2004KJ059)

作者简介:张世峰(1959-),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向:工业生产过程先进控制,计算机控制技术,控制理论及应用。(E-mail) zhangsf@ahut.edu.cn。

的难题^[1-4]。刘小河等学者在仿真和应用方面进行了相关研究^[5-8]。本项目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(Radial Basis Function,简称 RBF)神经网络的实时在线辨识、解耦的模型参考自适应控制的与 PD 控制相结合的双模控制策略。该策略具有快速适应对象和过程变化的能力,能够在线建立电弧炉电极系统的精确模型并用于控制,该控制研究成果已成功应用于马钢第三钢轧总厂 70 吨电弧炉电极控制。

1 基于 RBF 神经网络的 MRAC 和 PD 控制的双模控制策略

在实际工程控制中,存在着相当多的非线性系统,可以描述成以下非线性差分方程的形式:

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

其中 $f(\cdot), g(\cdot)$ 为非线性函数, $u(k)$ 为控制变量。针对三相电弧炉电极控制系统,将其视为一广义对象(其中包括液压驱动装置和弧流),考虑到非线性和耦合特性,其模型结构(a 相)可描述如下:

$$i_a(k+1) = f_{aa}(i_a(k), \dots, i_a(k-n+1), u_a(k-1), \dots, u_a(k-m)) + P_{ba}(u_b(k), \dots, u_b(k-m)) + P_{ca}(u_c(k), \dots, u_c(k-m)) + u_a(k), \quad (2)$$

b 相和 c 相类同;式中 $i_a(k+1)$ 是电流输出信号, u_a, u_b, u_c 是三相电极控制信号, n 为系统的阶数, m 为输入延迟。 P_{ba}, P_{ca} 分别是 $u_b(k), u_c(k)$ 对 $i_a(k+1)$ 的相关函数,即 $i_a(k+1)$ 的耦合环节,由于电极系统三相控制信号 $u_a(k), u_b(k), u_c(k)$ 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;本项目在基于 RBF 神经网络在线辨识的基础上构建双模控制系统结构(a 相)如图 1 所示。

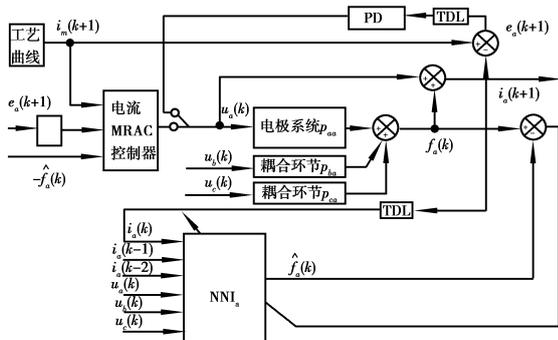


图 1 电极系统 a 相控制结构图

图 1 中 ρ 为输出误差反馈系数 ($-1 < \rho < 0$), 系统由基于 RBF 神经网络模型参考自适应控制 (NNMRAC) 和 PD 控制组成一复合控制器完成对 a 相电极的实时控制。实现这一控制策略的核心部分

是构建一个神经网络辨识器 NNI_a 对非线性系统对象模型 $f_a(k) = f_{aa}(\cdot) + P_{ba}(\cdot) + P_{ca}(\cdot)$ 进行在线辨识,利用 RBFNN 在线辨识模型 $\hat{f}_a(k)$ 构建控制器对电极系统实现精确控制;由于考虑到三相交流电弧炉电极系统模型严重不确定、非线性、强耦合、干扰和电流变化大等特性,设计了电流波动较大情况下的变参数 PD 控制策略。当电极下降点弧后,电流波动较大,在此阶段投入 PD 控制,减小电极电流的波动使之尽快接近设定值。在此并设定一个 PD 和 MRAC 的切换值 $\sigma\% = |(i_m - i)/i|$, 当 $\sigma\% \leq 20\%$ 时系统由 PD 切换为 MRAC 控制,以进一步控制电流稳定并减小 $\sigma\%$,提高控制品质,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,当 $\sigma\% > 20\%$ 时,系统又切换到 PD 控制,以抑制电流剧增。即在双模控制的条件下 a 相电流控制器的输出即控制律为:

$$u_a(k) = \begin{cases} -\hat{f}_a(k) + i_m(k+1) + \rho e_a(k), & \sigma\% \leq 20\% \\ K_p e_a(k) + K_D e_a(\cdot), & \sigma\% > 20\% \end{cases} \quad (3)$$

其中

$$e_a(\cdot) = e_a(k) - 2e_a(k-1) + e_a(k-2),$$

$$K_D = a_p + b_p(1 - \text{sech}(c_p(e(k)))).$$

式(3)中 a_p, b_p, c_p 为正实常数, $i_m(k+1)$ 为电流设定值(炼钢工艺中三相电极的电流设定值通常相等)。

3 系统模型在线辨识及其解耦控制策略

由控制器结构可知系统模型的非线性函数部分 $f_a(k)$ 的在线辨识精度是决定控制器性能的关键,本项目采用基于改进的 RBF 神经网络,通过构造高斯函数网络,利用实时数据在线辨识和在线学习训练,逼近函数 $f_a(k)$,使 $\hat{f}_a(k) = f_a(k)$,完成动态建模。

RBF 神经网络是具有单隐层的三层前馈网络,拓扑结构如图 2 所示:

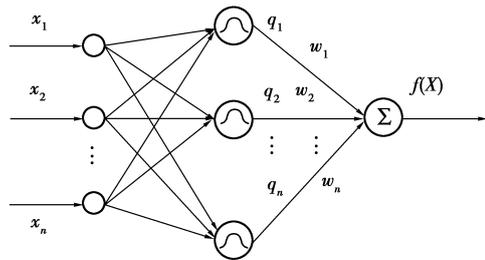


图 2 RBF 神经网络结构图

它是一种局部逼近网络,已经证明它能以任意精度逼近任一连续函数,在 RBF 网络结构中,隐含层单元是感受域,第 i 个隐层节点的输出为

$$q_i = R_i(x) = \exp(-\|x - c_i\|^2 / \sigma^2), \quad i = 1, 2, \dots, M, \quad (4)$$

其中 c_i 是与 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, 也决定该中心点对应的基函数的作用范围; M 为 RBFNN 隐节点数。 $\|x - c_i\|$ 为向量 $x - c_i$ 的范数, 通常表示 x 和 c_i 之间的距离, $R_i(x)$ 在 c_i 处有一个唯一的最大值, 随着 $\|x - c_i\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速减到零, 对于给定的输入 $x \in R^n$, 只有一小部分靠近 x 的中心被激活。

由图 2 可知, 输入层实现从 $x \rightarrow R_i(x)$ 非线性映射, 输出层实现从 $R_i(x) \rightarrow f(x)$ 线性映射, 结合加权平均因子, 即有

$$f(x) = \sum_{i=1}^M w(i) R_i(x) / \sum_{i=1}^M R_i(x), \quad (5)$$

式中 $w(i)$ 是从第 i 个隐单元到输出单元的连接权, 它同高斯函数中心点 c_i 和 σ 均由最近邻聚类算法决定。

实现 RBF 的最近邻聚类算法如下:

1) 确定一合适聚类半径 r 、半径修正步长 h 和误差阈值 δ , 定义一矢量 $A(m)$ 存放属于各类的输出之和, 定义一计数器 $B(m)$ 统计各类样本个数, $W(i)$ 存放权值 ($i = 1, 2, \dots, m$), 其中 m 为类别数。 (c_i, d_i) 为第 i 个类的中心。

2) 对第一对数据 (x_1, y_1) , 令其自成一类, 即中心 $c_1 = x_1, d_1 = y_1$, 同时令 $A_1 = y_1, B(1) = 1$ 。对这个只有一个隐单元的 RBF 网络, 隐单元的中心为 (c_1, d_1) , 隐单元到输出层的权值为 $W(1) = A(1)/B(1)$ 。

3) 对第二对数据 (x_2, y_2) , 求出 x_2 到 c_1 的距离 $d = \sqrt{\|x_2 - c_1\|^2 + \|y_2 - d_1\|^2}$ 。若 $d \leq r$ 则 c_1 为 x_2 的最近邻聚类, 令 $A(1) = y_1 + y_2, B(1) = 2, W(1) = A(1)/B(1)$; 若 $d > r$, 则将 (x_2, d_2) 作为一个新的聚类中心, 并令 $c_2 = x_2, d_2 = y_2, B(2) = 1$ 。在上述建立的 RBF 网络中再添加一个隐层单元, 该隐层单元到输出层的权值为 $W(2) = A(2)/B(2)$ 。

4) 考虑到第 i 个样本数据对 (x_i, y_i) 时, $i = 3, 4, \dots, N$, 假设已有 M 个聚类中心, 其中点分别为 $(c_1, d_1), (c_2, d_2), \dots, (c_M, d_M)$ 上述建立的 RBF 网络已有 M 个隐层单元, 利用下式

$$H(l) = \sqrt{\|x_i - c_l\|^2 + \|y_i - d_l\|^2}, \quad l = 1, 2, \dots, M, \quad (6)$$

求出 (x_i, y_i) 到这 M 个聚类中心的距离。设 $H(k)$ 为这些距离的最小值, 即 (c_k, d_k) 为 (x_i, y_i) 的最近邻聚类, 若 $H(k) > r$, 则将 (x_i, y_i) 作为一个新的聚类中心, $M = M + 1, c_M = x_i, d_M = y_i, A(M) = y_i, B(M) = 1$, 对前 $M - 1$ 个类的 $A(i)$ 和 $B(i)$ 值保持不变, 在上述建立的 RBF 网络中再添加第 M 个隐层单元。若 $H(k) \leq r$, 计算如下:

$$A(k) = A(k) + y_i, B(k) = B(k) + 1, \quad (7)$$

保持 $A(i)$ 和 $B(i)$ ($i = 1, 2, \dots, M$ 且 $i \neq k$) 值不变。隐单元到输出层的权值为

$$W(i) = A(i)/B(i), (i = 1, 2, \dots, M)。 \quad (8)$$

5) 所有输入样本考虑完后, 计算 RBF 网络的输出为式(5) (取 $x = x_k$)。

利用下式计算整个神经网络的误差性能指标:

$$E(k) = \frac{1}{2} [f(k) - \hat{f}(k)]^2, \quad (9)$$

当 $|E(k)| \leq \delta$ 时学习结束, 否则用 $r = r - h$ 修正聚类半径并返回第 2) 步。

半径 r 的大小决定了动态自适应 RBF 网络的复杂程度^[7]。 r 越小所得到的聚类数据就越多, 计算量也越大。但是由于 r 是一个一维参数, 通常可以通过实验和误差信息找到一个适当的 r , 这比同时确定隐单元的个数和一个合适的范数要方便的多。由于每一个输入-输出数据对都可能产生一个新的聚类, 因此, 这种动态自适应 RBF 网络, 实际上是在同时进行参数和结构两个过程的自适应调整^[8-9]。

采用 RBF 神经网络的改进最近邻聚类算法对电弧炉电极系统实时在线建模首先需要确定辨识系统的输入向量, 本系统选择的输入向量为

$$\begin{bmatrix} i_a(k), i_a(k-1), i_a(k-2), u_a(k-1), u_a(k-2), \\ u_b(k), u_b(k-1), u_b(k-2), u_c(k), u_c(k-1), u_c(k-2) \end{bmatrix}^T。$$

通过以上算法和步骤可得到辨识器模型

$$\begin{aligned} & \hat{f}_a(i_a(k), i_a(k-1), i_a(k-2), u_a(k-1), u_a(k-2), \\ & u_b(k), u_b(k-1), u_b(k-2), u_c(k), u_c(k-1), u_c(k-2))。 \end{aligned} \quad (10)$$

由控制器结构可知 $i_a(k+1) = f_a(k) + u_a(k) = f_a(k) - \hat{f}_a(k) + i_m(k) + \rho e_a(k)$, 由于采用基于最近邻聚类的 RBF 网络实时在线辨识, 辨识器学习速度快, 完全满足在线要求, 也满足 $\hat{f}_a(k)$ 逼近 $f_a(k)$ 的精度要求。 $u_b(k), u_c(k)$ 对 $i_a(k+1)$ 的交叉强耦合因素, 由于在神经网络辨识模型(式(10))中产生了足够影响和作用, 也即 $\hat{f}_a(k) \rightarrow f_a(k)$,

从而使得 $i_a(k+1) = i_m(k) + \rho e_a(k)$ 。这样就使用很简捷的方法实现了对 a 相输出电流 i_a 的解耦控制。对 i_b, i_c 的解耦原理类同。当 $|\rho| < 1$ 时, $\rho e_a(k)$ 渐近收敛于零, 即系统输出能够渐近跟踪按工艺要求给定的电流设定值, 即 $i_a(k+1) = i_m(k+1)$ 。同理 $i_b(k+1) = i_m(k+1), i_c(k+1) = i_m(k+1)$ 。

4 控制器稳定性分析

对于式(1)所示的非线性离散系统, 不失一般性假定系统的输出变量为 $y(k)$, 非线性函数为 $f(k)$, 控制变量为 $u(k)$, 则系统差分方程可写为

$$y(k+1) = f(k) + u(k)。 \quad (11)$$

当非线性函数 $f(k)$ 已知, 取控制律为

$$u(k) = -f(k) + y_m(k+1) + \rho e(k), \quad (12)$$

式中 $\rho < 0$ 为反馈增益, $y_m(k+1)$ 为参考模型输出, 则系统的输出误差为

$$e(k+1) = y_m(k+1) - y(k+1) = -\rho e(k). \quad (13)$$

当 $|\rho| < 1$ 时, 系统的输出能渐近跟踪参考模型输出 $y_m(k+1)$ 。

而对于大多数控制对象, $f(\cdot)$ 是未知的函数, 因此用基于辨识的模型 $\hat{f}(\cdot)$ 代替 $f(\cdot)$, 则控制律为

$$u(k) = -\hat{f}(k) + y_m(k+1) + \rho e(k). \quad (14)$$

因此,

$$\left. \begin{aligned} y(k+1) &= f(k) + u(k) = \\ f(k) - \hat{f}(k) + y_m(k+1) + \rho e(k), \\ e(k+1) &= y_m(k+1) - y(k+1) = \\ \hat{f}(k) - f(k) - \rho e(k) &= \Delta f(k) - \rho e(k), \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中 $\Delta f(k) = \hat{f}(k) - f(k)$ 为未知非线性函数的辨识误差。为了设计全局渐近稳定的模型参考自适应控制器, 现根据离散时间系统的 Lyapunov 稳定性定理取二次型函数^[10], 即

$$V(k) = \frac{1}{2}e^2(k), \quad (16)$$

式中 $V(k)$ 为 Lyapunov 函数,

为使系统输出误差渐近收敛, 必须使 $\Delta V(k) = V(k+1) - V(k) < 0$, 由式(16)得, $\Delta V(k) = \frac{1}{2}e^2(k+1) - \frac{1}{2}e^2(k)$, 显然, 欲使 $\Delta V(k) < 0$, 必须

$$|e(k+1)| < |e(k)|. \quad (17)$$

为便于分析, 将式(17)分解为以下两个不等式:

$$(e(k+1) - e(k)) \operatorname{sgn}(e(k)) < 0, \quad (18)$$

$$(e(k+1) + e(k)) \operatorname{sgn}(e(k)) > 0, \quad (19)$$

此两式为式(15)所示系统输出误差的收敛条件, 当 $e(k) > 0$ 时, 符号函数 $\operatorname{sgn}(e(k)) = 1$, 式(18)和(19)即为

$$e(k+1) - e(k) < 0, e(k+1) + e(k) > 0.$$

将式(15)代入得

$$e(k) > \Delta f(k) / (\rho + 1), \quad (20)$$

$$e(k) > -\Delta f(k) / (1 - \rho), \quad (21)$$

$\hat{f}(k)$ 用 RBFNN 系统实现, 因 $e(k) = y_m(k) - y(k)$, 当 $e(k) > 0$ 时, $y_m(k) > y(k)$, 此时由 RBFNN 可知, $\Delta f(k) = \hat{f}(k) - f(k) \leq 0$ 。因 $\rho < 0$ 且 $|\rho| < 1$, 故 $\rho + 1 > 0, 1 - \rho > 0$ 。因 $\Delta f(k) < 0$, 故 $e(k)$ 满足式(20), 也能满足式(21)。同理, 当 $e(k) < 0$ 时, $\operatorname{sgn}(e(k)) = -1$, 根据收敛条件式(18)和(19), 应保证 $e(k+1) - e(k) > 0, e(k+1) + e(k) < 0$, 将式(15)代入得:

$$e(k) < \Delta f(k) / (\rho + 1), \quad (22)$$

$$e(k) < -\Delta f(k) / (1 - \rho). \quad (23)$$

此时 $\Delta f(k) = \hat{f}(k) - f(k) \geq 0$, $e(k)$ 满足式(22), 也能满足式(23)。

综上所述, $\Delta V(k) < 0$ 已经得证。由 Hecht-Nielsen 定理 1 知, 对于任意小的正数 ε , 总存在一个 RBFNN 模型输出 $\hat{f}(x(k))$, 使得

$$|f(x(k)) - \hat{f}(x(k))| \leq \varepsilon,$$

式(6)中的 $\Delta f(k) = \hat{f}(k) - f(k)$ 即为

$$\Delta f(x(k)) = \hat{f}(x(k)) - f(x(k)).$$

由此看出, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 式(15)中的 $\Delta f(k) \rightarrow 0$, 因 $|\rho| < 1$, 故 $\rho e(k) \rightarrow 0$, 也即 $e(k+1) \rightarrow 0$, 可调系统处于全局渐近稳定状态。

5 应用研究

电弧炉智能双模控制系统经仿真研究、实验室模拟调试^[11], 于今年对马钢三钢厂 70 吨 LF 炉电极控制系统进行改造并取得了成功, 该厂 2# 炉为 70 吨 LF 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 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 3 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 $\leq \pm 10\%$ 。由于该项目属于老系统改造, 保留了原 PID 常规控制器, 故可方便地进行两种控制策略的对比, 图 4 为电压 3 档, 电流设定值 21 000 A 时升温阶段常规 PID 控制的实测三相电流波形, 升温速率 4.8 °C/min, 电流波动范围 $\leq \pm 20\%$ 。

6 结论

文中采用基于 RBF 神经网络的双模控制策略结合了神经元网络技术与 PD 控制的优点, 克服了两者的不足, 因而与单纯的常规 PID 电极调节器相比, 智能调节器具有电弧控制稳定、降低电耗、减少电极消耗、增加控制过程的平稳性等特点。RBF 神经网络的改进最近邻聚类算法, 训练速度快, 从而使

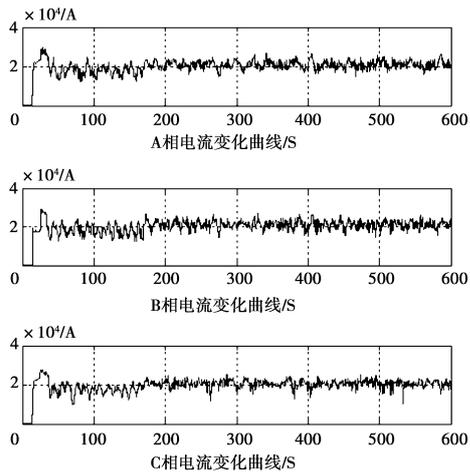


图 3 三相电流变化趋势图(双模控制)

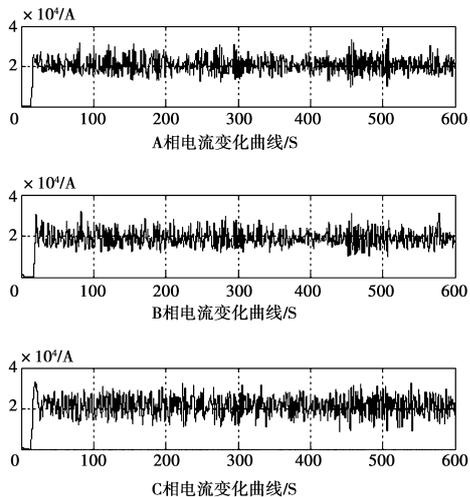


图 4 三相电流变化趋势图(常规 PID 控制)

电弧炉电极系统实时在线建模成为可能。解耦神经网络简单实用,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] 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.
YUAN W G. Review and summarization for computer rise-fall control in steelmaking arc furnaces [J]. *Industry Heating*, 2000, 29(1): 1-4.
- [3] HAUKSDÓTTIR A S, SODERSTROM T. System identification of a three-phase submerged arc ferrosilicon

furnace [J]. *IEEE Trans Control Systems Technology*, 1995, 3(4): 377-386.

- [4] MORGAN P C. The continued development of the electric arc furnace [J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2005, 32(3): 185-192.
- [5] 刘小河,王永社,侯浩录. 数字模型参考自适应控制算法在电弧电极控制中的仿真[J]. *系统仿真学报*, 2005, 17(3): 685-692.
LIU X H, WANG Y S, HOU H L. Simulating of digital self-adaptive control based on model for electrode regulator system of arc furnace [J]. *Journal of System Simulation*, 2005, 17(3): 685-692.
- [6] 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.
LI Q, PAN Y X, YU J M, et al. Application of genetic neural control strategies in high-impedance electric arc furnace [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*. 2003, (2): 100-104.
- [7] 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.
CHU Y Z, ZHANG S D, ZHANG S F. Intelligent modeling for the electrode system in ladle furnace based on regular RBF neural network [J]. *Automation and Instrumentation*, 2004, 19(5): 5-7.
- [8] 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.
ZHU M X, ZHANG D L. Study on the algorithms of selecting the radial basis function center [J]. *Journal of Anhui University (Natural Science Edition)*, 2000, 24(1): 72-78.
- [9] 李治友,陈才,曹长修. 一种基于改进的 RBF 神经网络的铁水脱硫预报模型[J]. *重庆大学学报*, 2003, 26(9): 119-122.
LI Z Y, CHEN C, CAO C X. A prediction model for molten iron desulfuration based on an improved RBFNN [J]. *Journal of Chongqing University*, 2003, 26(9): 119-122.
- [10] 张绍德. 一类非线性离散系统模糊自适应控制器设计[J]. *华中理工大学学报*, 2000, 28(5): 75-77.
ZHANG S D. A design approach of fuzzy based stable adaptive controller for a class of nonlinear discrete-time systems [J]. *J Huazhong Univ of Sci & Tech*, 2000, 28(5): 75-77.
- [11] 李坤,张世峰,张绍德. 基于 WinAC 的 LF 炉电极系统控制策略及实验研究[J]. *安徽工业大学学报*, 2006, 23(2): 21-24.
LI K, ZHANG S F, ZHANG Shaode. Electrode system control strategy and experiments research of ladle furnace based on WinAC [J]. *J. of Anhui University of Technology*, 2006, 23(2): 21-24.

(编辑 吕建斌)