

基于神经网络自抗扰控制的结晶器液位拉速 协调系统研究

乔国林¹ 童朝南¹ 孙一康¹

摘要 结晶器内钢水液位和铸坯拉速机理上是耦合关系. 为能控制更合理的钢水节奏, 提出了不同于现在各自单变量控制的液位和拉速综合控制方法. 通过实际对象, 从机理角度推出模型, 然后基于神经网络整定的自抗扰控制 (ADRC) 算法, 对结晶器液位拉速协调控制系统进行仿真试验. 仿真结果和现场曲线对该控制模型的准确性, 可行性和有效性进行了验证.

关键词 对角递归神经网络, 自抗扰控制, 液位控制, 拉速控制, 解耦控制
中图分类号 TP273

Study on Mould Level and Casting Speed Coordination Control Based on ADRC with DRNN Optimization

QIAO Guo-Lin¹ TONG Chao-Nan¹ SUN Yi-Kang¹

Abstract There is a coupled relationship between mould level and casting speed according to mechanism analysis. In order to control molten steel, coordination control of mould level and casting speed is presented, which differs from single variable control. The paper depends upon a real object to get the mechanism model, and then simulates the coordination control system based on active disturbance rejection control (ADRC) with diagonal recurrent neural networks (DRNN) optimization. Simulations and curves on the spot show the veracity, feasibility and validity of this control model.

Key words Diagonal recurrent neural networks, active disturbance rejection control, level control, casting speed control, decoupling control

1 引言

结晶器液位和铸坯拉速是连铸过程中比较重要的两个变量, 而且存在耦合. 对结晶器液位和铸坯拉速进行协调控制一是提高连铸水平, 二是保证铸坯表面和内在质量. 更合理的钢水节奏是结晶器液位和铸坯拉速协调控制的目的. 目前实际的结晶器液位, 铸坯拉速都实行各自单变量控制. 然而, 若对结晶器液位和铸坯拉速实行协调控制, 首先必须解决系统建模问题. 结晶器液位和铸坯拉速协调系统是由结晶器液位单变量控制环和拉速单变量控制环通过耦合函数有机组合的. 本文通过实际对象, 从机理角度推出结晶器液位和铸坯拉速协调控制模型.

通常的控制方法对于具有大时滞, 大惯性, 不确定性及强耦合关系特点的结晶器多变量系统很难进行有效和抗干扰控制. 鉴于此, 亟待需要一个简单实用的解耦控制算法. 研究适合于类似系统的控制理论、分析方法与设计方法已成为控制工程领域的热

门话题. 自抗扰控制器理论^[1] 继承 PID 的不依赖于对象模型的优点, 从根本上改进经典 PID 所固有的缺陷而提出了新的控制器设计思想. 本文在采用自抗扰控制算法的基础上, 再借助对角递归神经网络整定, 形成了结晶器液位和铸坯拉速协调系统解耦控制策略. 通过基于神经网络自抗扰控制的结晶器液位拉速协调系统研究, 加深了对结晶器各自单变量系统协调控制运作的机理了解, 也为指导现场正确操作提供了理论保障.

2 协调系统模型

2.1 结晶器液位系统的数学描述

1) 结晶器液压伺服驱动位置系统的开环传递函数^[2] 为

$$G(s) = \frac{K_a K_{sv} K_f \omega_n^2}{A_p s (s + 2\zeta \omega_n s + \omega_n^2)} \quad (1)$$

式中, K_a 为伺服放大器增益, K_{sv} 为伺服阀的静态流量增益, K_f 为传感器位移/电压转换系数, A_p 为液压缸活塞有效面积, ω_n 为液压系统固有频率, ζ 为液压阻尼比.

2) 结晶器液位模型为

收稿日期 2005-11-28 收修改稿日期 2006-3-14
Received November 28, 2005; in revised form March 14, 2006
国家发改委高科技项目 (发改办高技 [2005]1899) 资助
Supported by Development and Reformation Committee Foundation of P. R. China ([2005]1899)
1. 北京科技大学信息工程学院 北京 100083
1. Information Engineering School, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083
DOI: 10.1360/aas-007-0641

$$\frac{dH}{dt} = \frac{Q_{in} - Q_{out}}{A_m} \quad (2)$$

式中, H 为液面高度, A_m 为结晶器截面积, Q_{in} 为钢液流入量, Q_{out} 为钢液流出量.

3) 结晶器流出量模型为

$$Q_{out} = V_{speed} A_m \quad (3)$$

式中, V_{speed} 为拉速.

4) 钢液流入量模型为

$$Q_{in} = A c_{zr} \sqrt{2gh} \quad (4)$$

式中, A 为水口面积, c_{zr} 为注入系数, h 为钢液从中间包到结晶器的高度差, g 为重力加速度.

2.2 拉速控制的数学描述

拉速系统的建模实质是交流电机调速系统的矢量控制建模. 设 ω_d 等于 x_{d1} , $\dot{\omega}_d$ 等于 x_{d2} , 拉速系统状态方程^[3] 为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_{d1} \\ \dot{x}_{d2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{1}{T_i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{d1} \\ x_{d2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K}{T_i} \end{bmatrix} u_g \\ y_d = [1 \ 0] \begin{bmatrix} x_{d1} \\ x_{d2} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (5)$$

2.3 液位拉速传感器设计

1) 结晶器铜板上的温度^[4] 为

$$T_{铜} = \frac{1}{h_w} K_{cast} \rho L \sqrt{v} \frac{1}{2\sqrt{z}} + \frac{1}{h_w} h_l \Delta T_l + T_{冷} \quad (6)$$

式中, $T_{铜}$ 为铜板温度, h_w 为结晶器冷却水与铜板之间的对流换热系数, $h_w = \frac{1}{\Delta T_{wb} A_{heat}} c_w I \Delta T_w$, ΔT_{wb} 为冷却水与铜板之间的温度差, A_{heat} 为结晶器的有效换热面积, K_{cast} 为凝固系数, ρ 为钢的密度, L 为钢的凝固潜热, v 为拉速, 以钢液弯月面处为原点, 拉坯方向为 Z 轴正向, h_l 为钢液坯壳对流换热系数^[5], ΔT_l 为钢液与液相线的温度差, $T_{冷}$ 为冷却水温度.

2) 铸坯和结晶器铜板界面热流^[6] 关系为

$$Q = h_f (T_{坯壳} - T_{铜}) \quad (7)$$

式中, $T_{坯壳}$ 为铸坯表面温度, $T_{铜}$ 为铜板温度, h_f 为界面换热系数, 铸坯和铜板界面热流可看作是结晶器平均热流值^[7].

2.4 液位拉速协调系统的控制结构

依据以上各数学方程中液位、拉速、结晶器钢水坯壳温度之间存在着强耦合关系, 建立了包括控制器在内的各模块之间的控制联系, 最终形成结晶器液位和铸坯拉速协调控制系统, 其结构见图 1. 图中, DRNN-ADRC 为对角递归神经网络整定的自抗扰控制器.

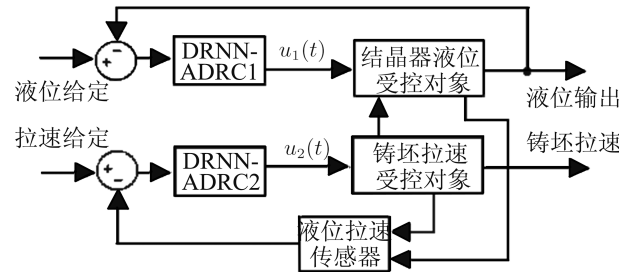


图 1 结晶器多变量控制结构示意图

Fig. 1 Structure of multivariable control for mould

3 协调系统控制策略描述

3.1 采用基于对角递归神经网络整定的自抗扰控制算法的原因

结晶器液位和拉速之间存在着强耦合关系, 并且液位子系统和拉速子系统都存在着非线性环节. 这些特点会造成模型存在一定程度的不精确性以至于系统无法控制. 针对这样的特点, 系统选择自抗扰控制算法是一个明智的选择. 自抗扰控制器 (Active disturbance rejection controller, ADRC) 理论继承 PID 的不依赖于对象模型的优点, 并且从根本上改进经典 PID 所固有的缺陷, 能有效克服系统大时滞, 大惯性, 不确定性, 解决系统强耦合控制的问题.

然而, 自抗扰控制器中的误差非线性反馈律增益 β_1, β_2 参数, 类似于 PID 控制算法中比例、微分、积分系数. 对参数 β_i 以 $r(k) - y(k) \rightarrow 0$ 的原则进行实时优化, 使自抗扰控制器具有自学习能力, 以适应控制对象的参数变化, 增强该多变量自抗扰控制系统的自适应能力. 对于动态系统的辨识与控制, 使用动态神经网络是一个合适的选择^[8]. 正如文献 [9] 指出, 用于辨识网络最好选择较少的参数和连接权, 因为参数越多, 对模型的随机影响越大. 对角递归神经网络基本具备以上要求, 较适合于实时动态控制系统.

3.2 自抗扰控制器

自抗扰控制器是针对一类非线性不确定系统提出的一种非线性控制器, 它将现代控制理论对控制系统的认识和现代的信号处理技术相结合, 汲取经

典 PID 算法精华, 构造新型实用控制器. 其由跟踪微分器 (Tracking differentiator, TD), 扩张状态观测器 (Extended state observer, ESO) 和非线性状态误差反馈律 (Non-linear states error feedback, NLSEF) 三部分构成.

3.3 二阶 ADRC 的选定

低阶对象可用高阶 ADRC 进行控制, 当时滞系统

$$\begin{cases} \dot{y} = f_1(y, t) + bu(t - \tau) \\ \ddot{y} = f(y, \dot{y}, t) + bu(t - \tau) \end{cases} \quad (8)$$

中的时滞不能忽略时, 可用高阶 ADRC 进行控制; 但若高阶对象含有足够小的时间常数稳定环节, 可用低阶 ADRC 来控制^[10]. 本系统中液位控制子系统和拉速子系统中时间常数都是很小的, 即可选用参数较少而实用的二阶的 ADRC 作为本控制系统的控制器.

3.4 对角递归神经网络整定

1) 对角递归神经网络适于动态辨识与控制

静态神经网络, 如 BP 网络, RBP 网络, CMAC 网络等反映的是输入和输出之间的静态映射关系, 因此不太适合于动态控制系统. 因此, 对于整定结晶器多变量耦合系统中的自抗扰控制器, 应选择动态神经网络. 动态网络一般指递归网络和时延网络. 动态神经网络可以实现输入和输出之间的动态映射, 因而比较适合动态系统的辨识与控制. 递归神经网络 (RNN) 被认为比前馈神经网络更适用于动态系统. 用于辨识的神经网络应选择较少的参数和连接权. 而对角递归神经网络 (Diagonal recurrent neural networks, DRNN) 是对全递归型神经网络 (Fully recurrent neural networks, FRNN) 的一种简化, 其隐含层中的神经元之间不进行连接, 因而使用较少连接权, 训练到收敛状态的时间也大大缩短.

2) 对角递归神经网络 (DRNN)

DRNN 是递归神经网络, 网络结构共有三层, 隐层为递归层, 其结构如图 2 所示. DRNN 神经网络中, 设 $I = [I_1, I_2, \dots, I_N]$ 为输入向量, $I_i(k)$ 为输入层第 i 个神经元输入, 网络递归层第 j 个神经元输出为 $X_j(k)$, $S_j(k)$ 为第 j 个递归神经元输入总和, $f(\cdot)$ 为 S 函数, $O(k)$ 为输出.

DRNN 的算法为

$$O(k) = \sum_j W_j^O X_j(k) \quad (9)$$

$$X_j(k) = f(S_j(k)) \quad (10)$$

$$S_j(k) = W_j^D X_j(k-1) + \sum_i W_{ij}^I I_i(k) \quad (11)$$

其中, W^D 为递归层权值向量, W^O 为输出层权值向量, W^I 为输入层权值向量.

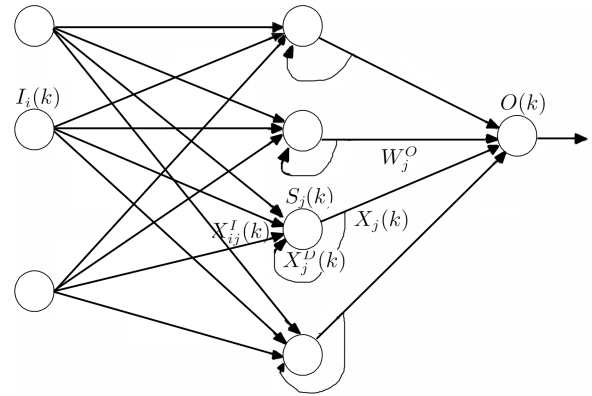


图 2 DRNN 神经网络结构

Fig.2 The structure of DRNN

4 协调系统的控制算法

4.1 ADRC 离散动态方程

1) TD 是能够合理提取微分信号的非线性动态环节. 其参考输入 $y_0(t)$ 产生 2 个输出 $x_1(t)$, $x_2(t)$. $x_1(t)$ 可以快速而无超调地跟踪 $y_0(t)$, 而 $x_2(t)$ 为 $x_1(t)$ 的微分; $x_2(t) = \dot{x}_1(t)$ 则反映了信号 $y_0(t)$ 的微分信号, 且 $x_2(t)$ 是以积分方式得到的, 可以有效抑制信号 $y_0(t)$ 中的噪声. 其离散形式是

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_1(k) + h \cdot x_2(k) \\ x_2(k+1) = x_2(k) + h \cdot fhan(x_1(k), x_2(k), r, h_0) \end{cases} \quad (12)$$

其中, h 为采样步长, r 为快速因子, h_0 为滤波因子; 过渡过程的快慢取决于 r 的选取, r 大, 过渡过程快, r 小, 过渡过程慢; 非线性函数

$$fhan(x_1(k), x_2(k), r, h_0) = \begin{cases} -r \cdot \frac{\alpha}{d}, & |\alpha| \leq d \\ -r \cdot \text{sign}(\alpha), & |\alpha| > d \end{cases}$$

其中

$$\begin{cases} d = r \cdot h_0 \\ d_0 = d \cdot h_0 \\ y(k) = x_1(k) - y_0 + h_0 \cdot x_2(k) \\ \alpha_0 = \sqrt{d^2 + 8r|y(k)|} \end{cases}$$

及

$$\alpha = \begin{cases} x_2 + \frac{y(k)}{h_0}, & |y(k)| \leq d_0 \\ x_2 + \frac{\text{sign}[y(k)] \cdot (\alpha_0 - d)}{2}, & |y(k)| > d_0 \end{cases}$$

2) ESO 由系统输出 $y(t)$ 产生 3 个信号: $z_1(t)$, $z_2(t)$, $z_3(t)$, 其中 $z_1(t)$ 为 $y(t)$ 的跟踪信号, $z_2(t)$ 为 $z_1(t)$ 的微分信号, $z_3(t)$ 为对系统模型和外扰动 (总扰动) 的估计. 常用的三阶 ESO 的离散化方程为

$$\begin{cases} e(k+1) = z_1(k) - y(k+1) \\ z_1(k+1) = z_1(k) + h \cdot (z_2(k) - \beta_{01} \cdot e(k)) \\ z_2(k+1) = z_2(k) + h \cdot (z_3(k) - \beta_{02} \text{fal}(e, a_1, \delta_1) + b_0 u(k)) \\ z_3(k+1) = z_3(k) - h \cdot \beta_{03} \text{fal}(e, a_2, \delta_1) \end{cases} \quad (13)$$

其中, $a_1 = 0.5$, $a_2 = 0.25$; β_{01} , β_{02} , β_{03} 是 ESO 的可调参数; 非线性函数 $\text{fal}(\cdot)$ 是

$$\text{fal}(x, a, \delta) = \begin{cases} |x|^a \text{sign}(x), & |x| > \delta \\ \frac{x}{\delta^{1-a}}, & |x| \leq \delta \end{cases} \quad (14)$$

3) NLSEF 的离散化方程为

$$\begin{cases} e_1(k+1) = x_1(k+1) - z_1(k+1) \\ e_2(k+1) = x_2(k+1) - z_2(k+1) \\ u_0(k+1) = \beta_1 \text{fal}(e_1(k+1), a, \delta) + \beta_2 \text{fal}(e_2(k+1), 2a, \delta) \\ u(k+1) = u_0(k+1) - \frac{z_3(k+1)}{b_0} \end{cases} \quad (15)$$

其中, $0 < a < 1$.

4.2 基于神经网络 ADRC 参数的自学习

以控制器 u_1 为例, 由 (15) 得 $u_0(k) = \beta_1 \text{fal}(e_1(k), a, \delta) + \beta_2 \text{fal}(e_2(k), 2a, \delta)$, $u(k) = u_0(k) - \frac{z_3(k)}{b_0}$ 以及 $\text{error}_1(k) = r_1(k) - y_1(k)$. NLSEF 增益 β_1 , β_2 采用 DRNN 进行整定. 定义指标: $E_1(k) = \frac{1}{2}(r_1(k) - y_1(k))^2$, 学习算法采用梯度下降法

$$\beta_1(k) = \beta_1(k-1) + \eta \cdot \text{error}_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \text{fal}(e_1(k), a, \delta) \quad (16)$$

$$\beta_2(k) = \beta_2(k-1) + \eta \cdot \text{error}_1(k) \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \text{fal}(e_2(k), 2a, \delta) \quad (17)$$

式中 $\frac{\partial y_1}{\partial u_1}$ 为对象的 Jacobian 信息, 该信息可以由 DRNN 进行辨识.

4.3 DRNN 的 Jacobian 信息辨识

图 3 中, k 为网络迭代步骤, $u(k)$ 和 $y(k)$ 为辨识器输入. DRNN 为网络辨识器. $y(k)$ 为被控对象实际输出, $ym(k)$ 为 DRNN 的输出. 将系统输出 $y(k)$ 和输入 $u(k)$ 的值作为辨识器 DRNN 的输入, 将系统输出的误差作为辨识器的调节信号.

输出层输出为: $ym(k) = O(k) = \sum_j W_j^O X_j(k)$, 递归层输出为: $X_j(k) = f(S_j(k))$, 递归层输入为: $S_j(k) = W_j^D X_j(k-1) + \sum_i W_{ij}^I I_i(k)$, 辨识误差为: $em(k) = y(k) - ym(k)$, 辨识指标为: $Em(k) = \frac{1}{2}(em(k))^2$, 递归层神经元取双 S 函数为: $f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$, 学习算法采用梯度下降法 (如 (18)~(23) 所示). 式中 η_I , η_O , η_D 分别为输入层, 递归层和输出层的学习速率, α 为惯性系数.

$$\Delta W_j^O(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial W_j^O} = em(k) X_j(k) \quad (18)$$

$$W_j^O(k) = W_j^O(k-1) + \eta_O \Delta W_j^O(k) + \alpha(W_j^O(k-1) - W_j^O(k-2)) \quad (19)$$

$$\Delta W_{ij}^I(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial W_{ij}^I} = em(k) \frac{\partial ym(k)}{\partial W_{ij}^I} = em(k) \frac{\partial ym(k)}{\partial X_j} \frac{\partial X_j}{\partial W_{ij}^I} = em(k) W_j^O f'(S_j) I_i(k) \quad (20)$$

$$W_{ij}^I(k) = W_{ij}^I(k-1) + \eta_I \Delta W_{ij}^I(k) + \alpha(W_{ij}^I(k-1) - W_{ij}^I(k-2)) \quad (21)$$

$$\Delta W_j^D(k) = -\frac{\partial Em(k)}{\partial W_j^D} = em(k) \frac{\partial ym(k)}{\partial W_j^D} = em(k) \frac{\partial ym(k)}{\partial x_j} \frac{\partial X_j}{\partial W_j^D} = em(k) W_j^O f'(S_j) X_j(k-1) \quad (22)$$

$$W_j^D(k) = W_j^D(k-1) + \eta_D \Delta W_j^D(k) + \alpha(W_j^D(k-1) - W_j^D(k-2)) \quad (23)$$

对象的 Jacobian 信息 $\frac{\partial y}{\partial u}$ 为

$$\frac{\partial y}{\partial u} \approx \frac{\partial y_m}{\partial u} = \sum_j W_j^O f'(S_j) W_j^I \quad (24)$$

$$(1 + X_j(k))(1 - X_j(k)) = 2f'(S_j(k)) \quad (25)$$

5 协调控制系统

5.1 对角递归神经网络自抗扰控制器的设计

将 DRNN 部分与 ADRC 部分软件有机地连接便形成 DRNN-ADRC 控制器. 选定二阶 ADRC 进行设计, DRNN-ADRC 控制器的主要特点是对 NLSEF 参数 β_1, β_2 由 DRNN 整定, 它相当于 PID 算法中的比例、积分、微分参数. NLSEF 参数 β_1, β_2 的在线整定是基于 $r(k) - y(k) \rightarrow 0$ 的原则. DRNN 按照三层进行设计, 且第一层有 3 个输入, 即 $u(k), y(k), y(k) - y_m(k)$, 节点数为 3. 输出为 $y_m(k)$. 隐含层的节点数根据经验公式 $j = \sqrt{m + n} + l$ 确定. j 为隐含层节点数; m 为输出层节点数; n 为输入层节点数; l 为 $1 \sim 10$ 间的常数. 取 $m = 1, n = 3, l = 1$ 代入 $j = \sqrt{m + n} + l$ 式, 得 $j = 3$, 即隐含层的节点数确定为 3. 学习速率一般选取 $0.01 \sim 0.7$, 本文取 0.40 . 惯性系数 α 取 0.04 . 根据上述控制算法, 分别编制函数 $fhan(\cdot)$, TD, 函数 $fal(\cdot)$, ESO, NN, DRNN 各模块, 然后将这些模块搭接成带有 DRNN 整定的 ADRC 控制器, 见图 3. NN1 和 NN2 是完成各自通道上 ADRC 控制器 u 的 NLSEF 增益 β_1, β_2 的在线整定; DRNN1 和 DRNN2 参与各自 Jacobian 信息辨识, 见图 4.

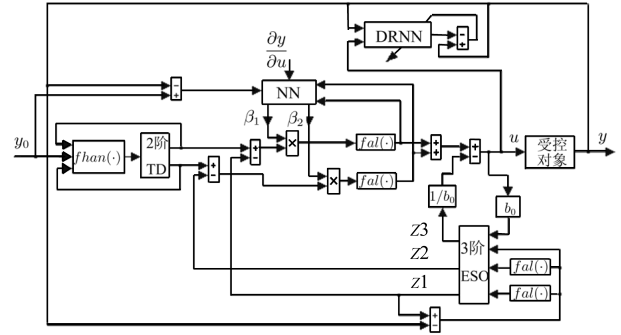


图3 基于 DRNN 整定的 ADRC 控制单元
Fig.3 Control unit of ADRC based on DRNN optimizing

选用 DRNN 整定的二阶 ADRC 用于结晶器多变量耦合系统中, 其结构见图 4. 在该系统中, 1) 在液位控制通道(通道 1)上, 采用一个带有 DRNN 整定的 ADRC, 承担该通道上的主控制作用. 对于该通道上的电液伺服环节, 由于其具有大滞后和强非线性, 为提高跟踪和控制效果, 在该环节处又增设一个电液伺服 TD 和一个电液伺服 NLSEF, 同时也增设了 NN1' 神经网络整定这个电液伺服 NLSEF 的 β_1, β_2 参数. 2) 在拉速控制通道(通道 2)上, 采用另一个带有 DRNN 的 ADRC, 承担该通道上的主控制作用. 该方案中利用 ESO 能对系统不确定因素和外扰实时估计的特点, 将通道 2 的输入对通道 1 输出的影响视为通道 1 的外扰, 将通道 1 的输入对通道 2 输出的影响视为通道 2 的外扰. 分别设计通道 1 和通道 2 的非线性状态带有 DRNN 的 ADRC, 在控制过程中各自对其进行动态补偿, 从而实现系统较为满意的解耦控制.

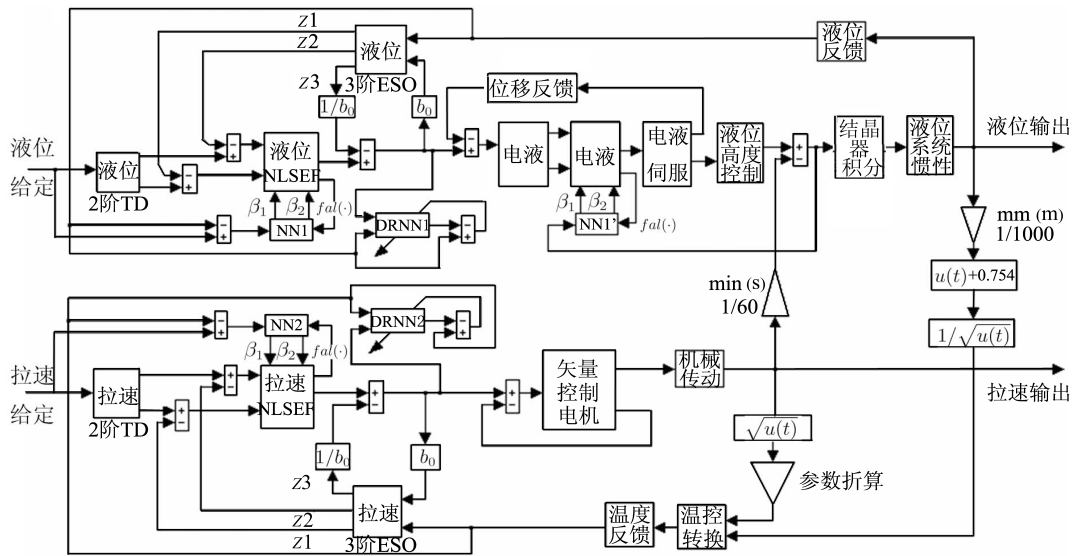


图4 基于 DRNN-ADRC 控制的结晶器多变量耦合系统结构图
Fig.4 The structure of mould multivariable coupled system based on DRNN-ADRC control

5.2 基于 DRNN-ADRC 的液位拉速协调系统稳定性分析

DRNN 只是起到整定 ADRC 控制器参数的作用, DRNN-ADRC 的液位拉速协调系统的稳定性问题实质上还是自抗扰控制问题. 对于 ADRC 系统对象 $\ddot{x} = F(t) + bu$ 和 $\ddot{x} = f(x, \dot{x}, w(t), t) + bu$ 的控制问题无任何差别^[1]. 液位子系统、拉速子系统和 MIMO 系统状态空间方程分别为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = A_1 x_1 + B_1 u_{yw} \\ y_1 = C_1 x_1 + D_1 u_{yw} \end{cases} \quad (26)$$

$$\begin{cases} \dot{x}_2 = A_2 x_2 + B_2 u_{lw} \\ y_2 = C_2 x_2 + D_2 u_{lw} \end{cases} \quad (27)$$

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 & 0 \\ 0 & B_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{yw} \\ u_{lw} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_1 & 0 \\ 0 & C_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D_1 & 0 \\ 0 & D_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{yw} \\ u_{lw} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (28)$$

由于该 MIMO 系统通过各自的 DRNN-ADRC 控制, 已经解耦 (见试验结果), 因而整个受控系统以 (28) 式表达是可行的. 每个回路由各自的 DRNN-ADRC 实现稳定, 则液位子系统的特征方程: $|\lambda_{1i}I - A_1| = 0$, 其特征根必在 S 左半平面; 拉速子系统的特征方程: $|\lambda_{2j}I - A_2| = 0$, 其特征根也必在 S 左半平面. MIMO 系统的特征方程为: $|\lambda_{1i}I - A_1||\lambda_{2j}I - A_2| = 0$, 由两个子系统的特征方程得知, 整个受控系统特征根 $\lambda_{1i}, \lambda_{2j}$, 也必在 S 左半平面. 因此, 基于 DRNN-ADRC 控制的耦合系统是稳定的.

6 试验与结果

6.1 仿真过程

选定某一特定连铸厂结晶器系统的工况条件作为仿真基础. 首先调整原有的 PID 控制系统使其稳定, 然后分别调整 TD(初值) 和 ESO 的参数, 使其尽可能快速而准确地估计参考输入及其微分、总和扰动. 最后用带有 DRNN 整定的非线性组合替代 PID(或 PI) 控制器, 调整相关固定初始参数, 在各自的自抗扰控制器中配置 DRNN, 使之在线调整 NLSEF 的 β_1, β_2 参数, 实现结晶器多变量自抗扰系统的解耦控制.

6.2 基于 DRNN-ADRC 策略的控制效果与分析

选定拉速给定 1.57m/min 和液位给定 50mm 时, 结晶器液位拉速协调系统的 DRNN-ADRC 中的 NLSEF 增益参数 β_1, β_2 在线整定情况分别见图 5 和图 6. 用 DRNN-ADRC 控制的结晶器液位拉速协调系统试验曲线见图 7. 结晶器液位超调量为 10mm, 响应时间也较为理想, 拉速输出曲线也令人满意. 各自通道的输入对于非各自通道就是一种扰动, 采用基于 DRNN 整定的 ADRC 控制策略后, 能够达到结晶器液位拉速多变量系统解耦控制.

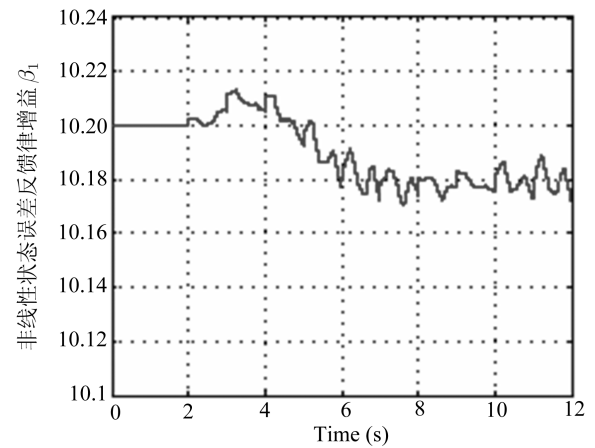


图 5 DRNN 整定电液伺服 NLSEF 参数 β_1

Fig. 5 NLSEF β_1 parameter with DRNN tuning for electricity hydraulic servo

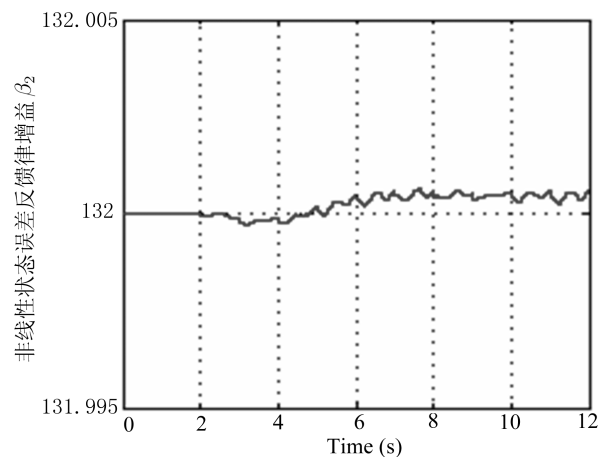


图 6 DRNN 整定的电液伺服 NLSEF 参数 β_2

Fig. 6 NLSEF β_2 parameter with DRNN tuning for electricity hydraulic servo

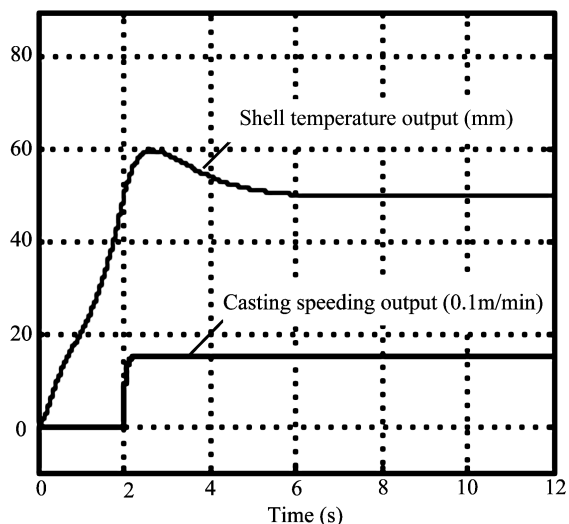


图7 DRNN-ADRC 液位拉速协调特性

Fig.7 Coordinated control of casting speed and level

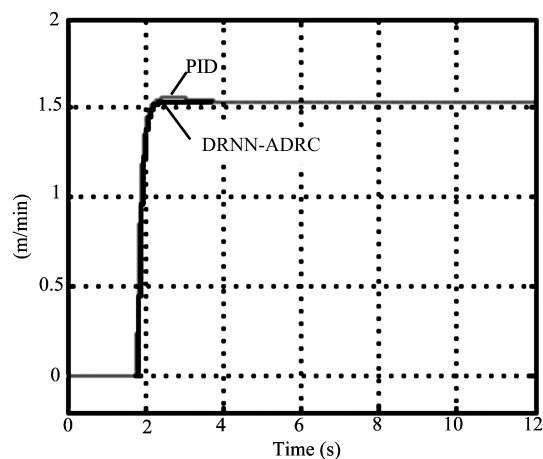


图9 拉速控制对比试验

Fig.9 Contrasting for casting speed

6.3 控制精度分析

将 DRNN-ADRC 控制与 PID 控制进行比较。
 1) 结晶器液位控制情况如图 8, 从中可知采用 DRNN-ADRC 控制优于传统的解耦 PID 协调控制. 传统的解耦 PID 协调控制的液位输出有振荡, 而 DRNN-ADRC 控制的液位无振荡, 低超调. 2) 拉速控制情况如图 9, 从中可知采用传统的解耦 PID 协调控制品质比 DRNN-ADRC 控制的差, 即 DRNN-ADRC 控制的拉速响应特性非常令人满意.

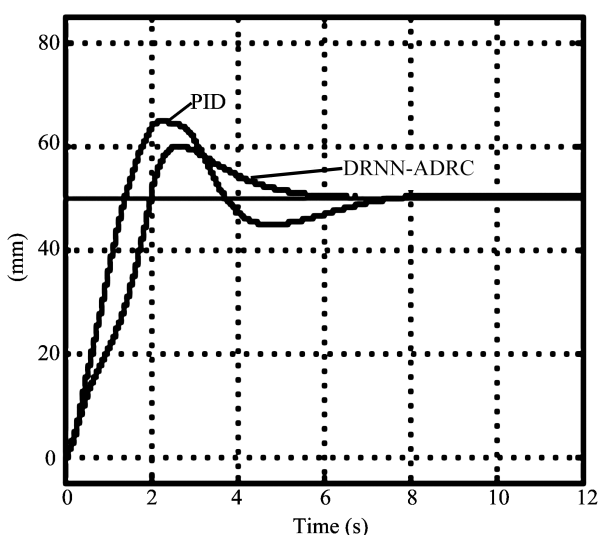


图8 液位控制对比试验

Fig.8 Test of contrasting for level

6.4 模型校验及其机理运用

结晶器液位拉速协调系统机理模型的建立, 一是通过严密的数学方程推导; 二是在某一钢种, 某种冷却强度, 某种浇铸温度等特定工况条件下获得所需建模预置数据; 三是依靠连铸过程基础数据采集系统获得相关信息而推算出如拉速子系统转动惯量等所需参数. 通过该连铸过程基础数据采集系统获得图 10 所示的现场结晶器开浇曲线. 图 10 中的液位、拉速都是各自的单变量控制曲线, 其液位高度控制是分段性的. 通过对比可看出本文的液位、拉速协调特性与现场实际状况基本一致. 液位先启动, 到一定时间再将铸坯拉速投入. 所不同的是现场由于各变量实行的是单环控制, 液位、拉速控制是半自动和手动, 再加上结晶器浇铸需要许多连锁条件, 以及现场会出现的不可预想的情况, 手动次数较多, 这就是使得像图 10 所示的响应时间较长的缘故. 由此看出结晶器系统多变量控制的确能够优化连铸钢水节奏, 提高铸坯质量.

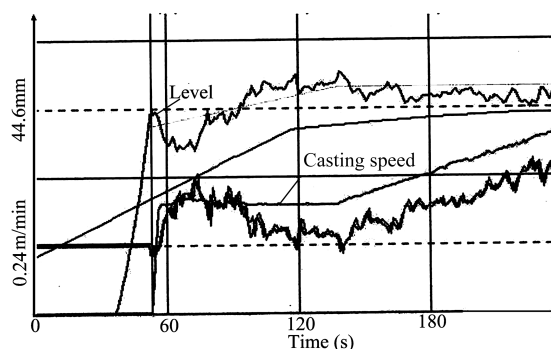


图10 现场测得开浇时结晶器启动曲线

Fig.10 Mould characteristics of starting on casting

根据动态 DRNN 整定的结晶器多变量 ADRC 系统的耦合机理, 制定液位启动后最佳合理的铸坯拉速投入时间, 通过半年的在某一进口连铸设备上进行开浇实践和跟踪, 按照液位和拉速在开浇时应有的严格的配合关系来操作, 没有发生开浇失败情况. 文中机理模型和控制手段带有普遍性.

7 结论

1) 本文通过基于对角递归神经网络整定的自抗扰控制的结晶器多变量耦合系统机理研究, 找出了目前影响连铸水平难以提升的一个重要原因, 并为连铸过程优化控制提供了理论基础和试验平台. 2) 基于对角递归神经网络整定的自抗扰控制, 在控制多变量复杂系统时有明显的优势. 3) 文中的液位拉速传感器的设计是结晶器液位拉速协调系统建模的关键.

References

- Han Jing-Qing. Auto-disturbances-rejection controller and it's applications. *Control and Decision*, 1998, **13**(1): 19~23 (韩京清. 自抗扰控制器及其应用. 控制与决策, 1998, **13**(1): 19~23)
- Pei Fu-Jun. Intelligent Control of Hydraulic Servo Driving Position Loop System[M. S. dissertation], Yanshan University, 2002 (裴福俊. 液压伺服驱动位置系统的智能控制 [硕士学位论文], 燕山大学, 2002)
- He Xian-Jia. Model control of AC motor speed adjusting. *Lubrication Engineering*, 2003, **4**: 68~76 (何贤佳. 交流调速系统的模型控制. 润滑与密封, 2003, **4**: 68~76)
- Qiao Guo-Lin, Tong Chao-Nan, Sun Yi-Kang. Study on relationship between casting speed and liquid level and mould tapping temperature. *Foundry Technology*, 2005, **26**(10): 906~909 (乔国林, 童朝南, 孙一康. 拉速液位与结晶器出钢温度的关系研究. 铸造技术, 2005, **26**(10): 906~909)
- Sun Ji-Quan, Li Hui-Jian, Ma Shi-Lin. Relationship between cooling intensity and thickness of strand shell in mould. *Iron and Steel*, 1997, **32**(2): 24~27 (孙菊泉, 李慧剑, 马世麟. 结晶器冷却强度与坯壳厚度的关系. 钢铁, 1997, **32**(2): 24~27)
- Jing De-Jun, Cai Kai-Ke. Numerical simulation of the coupling phenomenon between thermal and mechanical fields of

billet in continuous casting mould. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2000, **22**(5): 417~421

(荆德君, 蔡开科. 连铸结晶器内铸坯温度场和应力场耦合过程数值模拟. 北京科技大学学报, 2000, **22**(5): 417~421)

- Zhu Zhi-Yuan, Wang Xin-Hua, Wang Wan-Jun, Zhang Li, Shi Guo-Min. Relationship between casting speed and average heat flux of continuous casting mould. *Journal of Iron and Steel Research*, 2001, **13**(2): 13~17 (朱志远, 王新华, 王万军, 张力, 史国敏. 拉速对结晶器平均热流的影响. 钢铁研究学报, 2001, **13**(2): 13~17)
- Narendra K S. Identification and control of dynamical system using neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1990, **1**(1): 4~27
- Ljung L. Issue in system identification. *IEEE Transactions on Control Systems Magazin*, 1991, **1**(11): 25~29
- Han Jing-Qing, Zhang Wen-Ge. ADRC control for large time-delay systems. *Control and Decision*, 1999, **14**(4): 354~358 (韩京清, 张文革. 大时滞系统的自抗扰控制. 控制与决策, 1999, **14**(4): 354~358)



乔国林 北京科技大学信息工程学院博士研究生, 研究领域为控制理论与控制工程. 本文通信作者.

E-mail: qiaoguolin@sina.com

(QIAO Guo-Lin Ph.D. candidate at Information Engineering School, University of Science and Technology Beijing. His research interest is control

theory and control engineering. Corresponding author of this paper.)

童朝南 北京科技大学信息工程学院教授. 研究领域为控制理论与控制工程.

(TONG Chao-Nan Professor at Information Engineering School, University of Science and Technology Beijing. His research interest is control theory and control engineering.)

孙一康 北京科技大学信息工程学院教授. 研究领域为控制理论与控制工程.

(SUN Yi-Kang Professor at Information Engineering School, University of Science and Technology Beijing. His research interest is control theory and control engineering.)