

基于神经网络逆系统的空气重介流化床 多变量解耦控制

高松, 王振翀

(中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 针对空气重介流化床干法分选过程的多变量非线性强耦合特点, 在空气重介流化床干法分选过程的神经网络逆系统解耦方法的基础上, 设计了线性闭环PI调节器, 以实现空气重介流化床干法分选过程的高性能解耦控制。仿真结果表明, 该方法能够较好地解决空气重介流化床干法分选过程的控制问题, 具有较强的鲁棒性。

关键词: 神经网络; 逆系统; 解耦控制; 分选过程; PI调节器

中图分类号: TD922.7

文献标识码: A

Multivariable decoupling control based on neural network inverse system in an air-dense medium fluidized bed process

GAO Song, WANG Zhen-chong

(School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: Coal dry beneficiation with air-dense medium fluidized bed (ADMFB) is a nonlinear and multivariable coupling system, and strongly coupled system. A linear close-loop adjustor based on neural network inverse system which was existed for beneficiation process was designed to obtain the good decoupling control performance. The simulation results show that good control performance (high accuracy and good robust) can be obtained in dry beneficiation process based on this decoupling control method.

Key words: neural network; inverse system; decoupling control; beneficiation process; PI adjustor

空气重介流化床是一个多变量非线性强耦合的非自衡系统^[1,2], 神经网络逆控制方法可实现对其非线性系统的线性化解耦控制, 结构简单, 易于实现^[3]。神经网络逆系统的基本思想是对于给定的系统, 用动态神经网络构造原系统的“逆系统”, 将对象反馈补偿成为具有线性传递关系的且已解耦的一种规范化系统, 即伪线性系统, 再设计线性闭环调节器获得高性能控制^[4]。宋夫华^[5]利用ANN辨识得到的原系统逆模型与原系统相串联, 运用逆系统方法的思想, 将多变量、非线性、强耦合的系统解耦成多个相互独立的单输入单输出的伪线性子系统。本文在此基础上设计了线性闭环PI调节器, 实现高性能解耦控制^[4,6]。

1 系统数学模型

设计要求当入选原煤为6~50 mm粒级时, 床高 H 要在0.35~0.42 m之间可调, 测量精度为 ± 5 mm, 控制精度为 ± 10 mm; 密度要在 $1.7 \sim 2.2$ g/cm³之间可调, 测量精度为 $\pm 1\%$, 控制精度为 $\pm 3\%$ 。根据流化床分选过程的工艺设计和机理分析, 得到系统模型^[2,5]为 $H'(t) = [Q_1(t) + Q_2(t) - Q_3(t)]/A\rho(t)$,

收稿日期: 2007-07-13 责任编辑: 许书阁

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50474030); 国家高技术研究发展计划(863)资助项目(2007AA05Z315)

作者简介: 高松(1977—), 女, 山东菏泽人, 博士研究生。Tel: 010-87905377, E-mail: zhgaosong@sina.com

$\rho'(t) = \rho(t) [(K_{\rho 1} - K_{\rho})Q_1(t)/(K_{\rho 1} + 1) + (K_{\rho 2} - K_{\rho})Q_2(t)/(K_{\rho 2} + 1) - 0.001K_{\rho}Q_4(t)]/m$, 其中 $Q_1(t)$, $Q_2(t)$ 分别为循环混合介质、循环高密介质添加量, t/h ; $Q_3(t)$ 为混合介质的排出量, t/h , 正常生产时基本不变; $Q_4(t)$ 为加煤量, 正常生产时等于排煤量; K_{ρ} , $K_{\rho 1}$, $K_{\rho 2}$ 分别为床中的混合介质中、添加的循环混合介质中和添加的循环高密介质中, 磁铁矿粉是煤粉的倍数, $K_{\rho 2}$ 由磁选机的特性决定, 正常生产时基本不变; A 为流化床表面积, m^2 ; m 为流化床中保有的混合介质质量, t .

由于系统的非线性和强耦合性, 在实现对床高和密度的高性能控制前, 必须实现 $Q_1(t)$ 和 $Q_2(t)$ 的动态解耦. 文献 [5] 证明了该系统的可逆性. 逆系统可表示为 $u = [u_1, u_2]^T = U(\dot{y}_1, y_1, \dot{y}_2, y_2)$.

2 NN α 阶积分逆系统线性化解耦方法

对于用高阶微分方程表示的较一般的 MIMO(r 个输入 U , r 个输出 Y) 非线性系统 $F(Y^{(\alpha)}, Y\Sigma, U) = 0$, 其中, $Y^{(\alpha)} = [y_1^{(\alpha_1)}, y_2^{(\alpha_2)}, \dots, y_r^{(\alpha_r)}]^T$; $U = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T$; $Y\Sigma = [Y_1, Y_2, \dots, Y_r]^T$; $Y_i = [y_i, y_i^{(1)}, \dots, y_i^{(\alpha_i-1)}]^T$, $i = 1, 2, \dots, r$. 假设系统可逆, 其 α 阶积分逆系统 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r]$ 可表示为 $U = Q(Y^{(\alpha)}, Y\Sigma)$, 在串连到原系统之前, 重新定义输入 $\Phi = Y^{(\alpha)}$ ($\Phi_1 = y_1^{(\alpha_1)}, \dots, \Phi_r = y_r^{(\alpha_r)}$), 则 NN 逆系统和原系统组合成的复合系统的输入输出关系: 当 $i = j$ 时, $G_{ij}(s) = y_i(s)/\Phi_j(s) = s^{-\alpha_i}$; 当 $i \neq j$ 时, $G_{ij}(s) = y_i(s)/\Phi_j(s) = 0$, 其中 $i, j = 1, 2, \dots, r$. 此时复合系统相当于 r 个相互无关的 SISO 伪线性积分系统, 从而实现了多变量连续时间系统的线性化解耦^[7] (图 1). 对于 NN α 阶积分逆系统结构^[8] (图 2), 由静态神经网络加若干积分器组成, 积分器用来表征逆系统的动力学特性, 静态神经网络用来逼近逆系统.

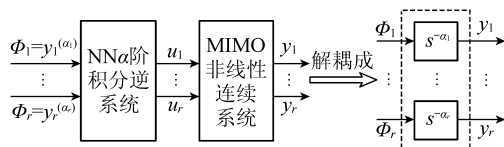


图 1 基于 NN α 阶逆系统的连续多变量线性化解耦

Fig. 1 Multivariable and linear decoupling based on NN α inverse system

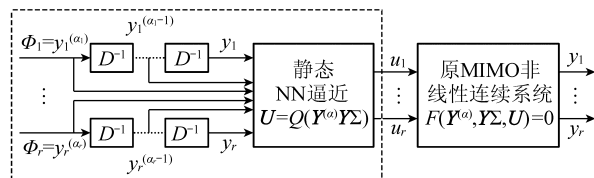


图 2 逆系统

Fig. 2 Inverse system

3 空气重介流化床神经网络逆系统的线性化解耦控制

3.1 神经网络逆系统解耦方法

神经网络逆系统是由静态神经网络 (MLN 或 RBF 网) 加若干个积分器构成的, 其中静态神经网络用于表征逆系统的非线性映射关系, 积分器表征逆系统的动态特性. 神经网络逆解耦系统与原系统串联后组成伪线性复合系统, 该系统由一阶床高子系统和一阶密度子系统构成, 这样复杂的非线性系统就变成 2 个简单的积分线性系统. 此后, 可采用线性系统的综合方法设计闭环控制器来实现对原系统的控制. 图 3 为分选过程神经网络逆解耦控制系统组成的伪线性系统结构^[5].

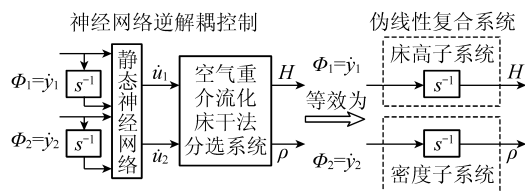


图 3 伪线性系统

Fig. 3 Pseudo-linear system

3.2 神经网络逆系统构建方法

① 用 Matlab 软件构造神经网络 $N_{4,13,2}^3$, 其中 3 为层数, 4, 13 和 2 分别为输入层节点数、中间隐含层节点数和输出节点数. 隐层神经元函数使用单调光滑的双曲正切函数, 输出层的神经元采用纯线性变换函数^[9]. ② 采样得流化床的床高和密度, 用高阶数值微分方法离线求出流化床的床高和密度的一阶导数, 作为训练神经网络输入数据 $\{\dot{y}_1, \dot{y}_2, y_1, y_2\}$, 输出数据包括循环混合介质添加量及循环高密介质添加量, 即 $\{u_1, u_2\}$. ③ 使用前面得到的输入输出样本在 Matlab 下训练神经网络, 用变学习率的 BP 算法对神经网络进行训练, 调整神经网络的权值和阈值, 训练一定次数后, 神经网络训练误差达到要求的精度.

3.3 线性闭环 PI 调节器设计

① 将训练好的神经网络逆系统串接在原系统之前构成 2 个一阶伪线性系统, 这样原系统就转化为 2 个 $Y=s^{-1}\Phi(s)$ 型伪线性子系统, 对这种简单的、标准的、特殊的线性系统, 使用线性控制理论来设计它的控制器^[10]. ② 采用输出反馈的结构形式, 对得到的一阶伪线性系统重新进行极点配置设计, 加入 PI 调节器对 2 个伪线性子系统进行调整, 床高子系统取 $K_p=30$, $K_i=200$; 密度子系统取 $K_p=50$, $K_i=100$. 图 4 为控制系统结构, 虚线框内部分使用 C++ 算法程序实现.

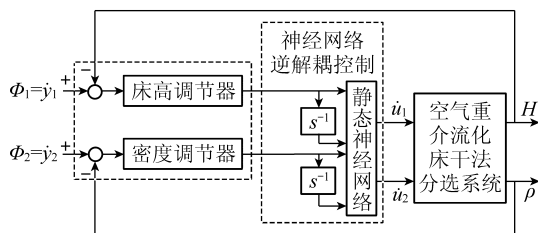


图 4 床高和密度的神经网络逆系统解耦控制

Fig. 4 ANN-inverse-based height and density decoupling control

4 仿真研究

离线训练神经网络 α 阶逆系统参数: $Q_3=60$ t/h, $Q_4=0.018$ t/h, $A=11.56$ m², $m=8.93$ t, $K_{p1}=4.98$, $K_{p2}=24.0$, $K_p=5.0$, $H_0=0.38$ m, $\rho_0=1.81$ t/m³. 训练好的神经网络 α 阶逆系统与原系统串联构成伪线性复合系统, 并采用 PI 调节器对其进行控制. 仿真结果如图 5 所示.

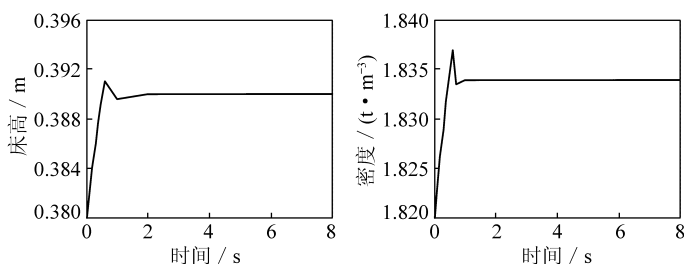


图 5 仿真结果

Fig. 5 Simulation results

5 结论

基于神经网络逆系统方法的空气重介流化床干发分选过程解耦控制, 实现了床高和密度的线性化动态解耦, 对解耦后的床高子系统和密度子系统分别设计 PI 调节器, 能够很好地解决空气重介流化床的控制问题, 并达到较高的控制精度. 床高的控制精度达到 ± 8 mm, 密度的控制精度达到 $\pm 2\%$.

参考文献:

- [1] 严德岷. 大型空气重介流化床机理建模与仿真 [J]. 系统仿真学报, 2001, 13 (3): 342 ~ 343.
- [2] 严德岷, 王洋. 大型空气重介流化床的逆系统控制 [J]. 中国矿业大学学报, 2003, 32 (5): 505 ~ 512.
- [3] Dai Xianzhong, He Dan, Zhang X, et al. MIMO system invertibility and decoupling control strategies based on ANN α th order inversion [J]. IEE Proc. Control Theory and Appl., 2001, 148 (2): 125 ~ 136.
- [4] 刘国海, 孙玉坤, 全力, 等. 基于神经网络逆系统的发酵过程多变量解耦控制 [J]. 仪器仪表学报, 2006, 27 (3): 245 ~ 248.
- [5] 宋夫华, 李平. 空气重介流化床的基于逆系统方法的内模控制 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2006, 40 (9): 1540 ~ 1544.
- [6] 戴先中, 张兴华, 刘国海, 等. 感应电机的神经网络逆系统线性化解耦控制 [J]. 中国电机工程学报, 2004, 24 (1): 112 ~ 117.
- [7] 戴先中, 何丹, 张腾, 等. 非线性 MIMO 系统线性化解耦的一种新方法 (I) ——连续时间系统 [J]. 控制与决策, 1999, 14 (5): 403 ~ 406.
- [8] 戴先中. 多变量非线性系统的神经网络逆控制方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [9] 徐丽娜. 神经网络控制 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003. 132 ~ 143.
- [10] Zhao Zhong, Xia Xiaohua. Nonlinear dynamic matrix control based on multiple operating models [J]. Journal of Process Control, 2003, 13 (1): 41 ~ 56.