

文章编号: 1000-8152(2008)05-0908-05

基于参量预报的磁选管回收率智能优化控制

严爱军¹, 柴天佑², 王 普¹

(1. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100022; 2. 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 竖炉焙烧过程的关键工艺指标磁选管回收率难以实时测量, 因而实现优化控制很困难. 将优化设定、参量预报与回路控制技术相结合, 提出一种磁选管回收率的智能优化控制方法. 基于案例推理的优化设定模型根据工况的变化和磁选管回收率的实时预报值给出基础控制回路的设定值, 并通过先进的控制方法实现回路的稳定控制. 该方法应用于竖炉焙烧过程的生产实际, 使磁选管回收率的实际值保持在其目标值范围内, 取得显著应用成效.

关键词: 竖炉焙烧; 磁选管回收率(MTRR); 预报; 优化设定; 智能控制

中图分类号: TP29 文献标识码: A

Intelligently optimizing control of magnetic-tube-recovery-rate(MTRR) based on variable prediction

YAN Ai-jun¹, CHAI Tian-you², WANG Pu¹

(1. College of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100022, China;

2. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: The shaft furnace roasting is a synthetic complex process, its key technical parameter, magnetic-tube-recovery-rate(MTRR), is hard to be measured online, so the optimizing control is very difficult. An intelligently optimizing control approach is developed by combining the optimal setting, variable prediction and loop control. The optimal setting model using the case-based reasoning provides the setpoints for the basic control loops according to the real time prediction of MTRR and operating conditions. Therefore it achieves the stabilization control of basic control loops by using advanced control technologies. The proposed approach has been applied to the shaft furnace roasting process. As a result, the MTRR can be kept within optimal ranges, and obvious benefit is achieved.

Key words: shaft furnace roasting process; magnetic tube recovery rate(MTRR); prediction; optimizing setting; intelligent control

1 引言 (Introduction)

选矿业中, 赤铁矿竖炉焙烧过程的质量指标磁选管回收率(magnetic tube recovery rate, MTRR)表征焙烧矿的含铁品位高低, 这一关键工艺指标的控制效果对选矿厂的经济效益有着重要影响^[1]. 由于竖炉焙烧过程干扰的存在、工况条件的多变性、过程表现出多变量强耦合、强非线性、大滞后等特性, 难以建立起用于优化控制的机理模型, 单一的传统优化设定方法和基于传感器实时检测的控制方法在此并不适用, 磁选管回收率的优化控制难以实现, 从而直接影响焙烧矿的质量和企业的经济效益.

近来, 将过程参量软测量技术^[2]、基于人工智能

的控制技术^[3~5]应用于工程实践的研究得到了广泛关注. 但迄今为止, 竖炉焙烧过程关键工艺指标磁选管回收率的全流程优化控制方法的研究还鲜有报道. 本文针对上述问题, 在对竖炉焙烧过程控制目标机理分析的基础上, 将参量预报、控制回路的优化设定及回路的稳定控制相结合, 提出一种基于指标实时预报的磁选管回收率智能优化控制方法, 讨论了其结构、功能与算法实现, 工业应用表明了该设定方法可以依据工况的变化等信息自动更新控制回路的设定值, 并对影响磁选管回收率的各关键被控变量进行稳定跟踪控制, 实现了关键工艺指标的优化控制目标, 为竖炉焙烧过程综合自动化系统^[1]的

成功实施奠定了良好的基础。

2 过程描述 (Process description)

图 1 示出了竖炉焙烧的简易流程图, 低品位原矿经过给矿系统、炉温燃烧系统被加热到一定温度, 然后经过高温还原系统以及冷却搬出系统被处理为高品位磁化焙烧矿, 作为下一道作业工序的原材料。焙烧过程中, 对焙烧矿的磁选管回收率进行化验分析, 其数据表示焙烧矿的含铁品位高低和焙烧效果。一般是通过定时离线取样分析的方法得到, 生产中每 8 h 采样一次, 需要 1~2 h 后才能得到一组分析数据, 滞后严重, 结果是磁选管回收率的实时控制效果很不理想。

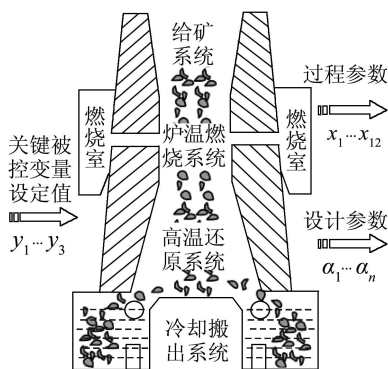


图 1 竖炉焙烧过程

Fig. 1 Shaft furnace roasting process

利用主元分析法(principal component analysis, PCA)^[6]和机理分析对焙烧过程进行分析, 发现对磁选管回收率具有决定性影响的 3 个被控变量是还原煤气流量、燃烧室温度的大小及搬出制度, 可表示为如下的非线性关系:

$$C = f(y_1, y_2, y_3). \quad (1)$$

其中: C 表示磁选管回收率; $y_1 \sim y_3$ 分别表示还原煤气流量、燃烧室温度及搬出制度。这 3 个变量的设定值调整得是否合理对磁选管回收率的控制效果很重要。设定值与众多输入变量之间的关系可以用下面的非线性向量函数表示:

$$g(y_1, y_2, y_3) = g(x_1, x_2, \dots, x_{12}; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n). \quad (2)$$

其中: $x_1 \sim x_5$ 分别表示矿石种类、焙烧难易程度、矿石粒度等级、前道工序状况及后道工序状况; $x_6 \sim x_{11}$ 分别表示焙烧过程中发生上火、冒火、放炮、炼炉、过还原和搬出机卡车等 6 种典型故障的概率; x_{12} 表示磁选管回收率目标值与预报值之差; $\alpha_1 \sim \alpha_n$ 表示竖炉的众多设计参数。式(1)和式(2)均是结构参数未知的非线性方程, 具有综合复杂性, 表

现在: 这些过程参数均是时间的函数, 工况变化频繁; 设计参数 $\alpha_1 \sim \alpha_n$ 由于年限长久, 大都偏离设计值, 其变化趋势无从掌握; 过程本身具有多变量、大惯性、大滞后的特点; 式(2)右边的任一个输入发生改变时, 均要求对设定值进行调整, 呈现强耦合性, 若调整不合理, 会直接影响式(1)中指标的控制效果, 甚至发生诸如炼炉等影响生产连续进行的故障。

长期以来, 操作人员根据磁选管回收率的目标值范围和当前过程的变化情况凭经验判断焙烧矿的质量(如, 观察焙烧矿的颜色可估计磁选管回收率的高低), 继而人工给出还原煤气流量、燃烧室温度、搬出制度控制回路的设定值, 并对相应的控制回路进行不断调整以达到稳定控制的目标。由于焙烧过程机理复杂、输入输出呈现强非线性、强耦合性、工况变化频繁, 操作人员的调整往往达不到理想的效果, 造成劳动强度大、焙烧矿的质量下降等一系列问题。在这种情况下, 应该开发出一套能够取代操作员的具有智能行为的系统, 以避免上述问题的出现。

3 智能优化控制方法 (Intelligent optimizing control approach)

基于上述分析, 为实现磁选管回收率的优化控制, 需解决的关键问题体现在 4 个方面: 一是对决定磁选管回收率的关键被控变量(还原煤气流量、燃烧室温度、搬出制度)的优化设定问题; 二是对上述三个被控变量的稳定控制问题; 三是在安全无事故的基础上控制焙烧过程, 以保证生产的连续性、稳定性; 四是寻求关键工艺指标磁选管回收率的预报方法, 以解决实时测量的困难。

3.1 结构与功能 (Structure and function)

应用案例推理、神经网络、模糊控制、PID 控制等方法, 将预报、设定、控制相结合, 提出了图 2 所示的磁选管回收率智能优化控制方法, 主要由优化设定模型、指标预报模型和回路智能控制等部分组成。图中各符号的意义是: C_s 表示磁选管回收率目标值; C_p 表示磁选管回收率预报值; C_d 表示磁选管回收率化验值; 过程 1 指还原煤气流量的调节过程; 过程 2 指燃烧室温度的调节过程; 过程 3 指搬出制度的调整过程; 其他符号的意义参见式(1)和式(2)。主要功能描述如下:

优化设定模型的输入数据是: 从综合自动化系统^[1]采集来的参量 $x_1 \sim x_5$ 、来自故障诊断系统^[7]的参量 $x_6 \sim x_{11}$ 、MES 指标分解模型^[8]来的参量 C_s 与指标预报模型输出的 C_p 之差 x_{12} 作为当前的工况描述, 采用案例推理的方法, 对存储在历史案例库中以往的工况-设定案例进行检索与重用, 得到还原煤气流量、燃烧室温度及搬出制度的设定值 $y_1 \sim y_3$; 由

指标预报模型根据设定值 $y_1 \sim y_3$ 对磁选管回收率进行实时预报, 若误差 x_{12} 不在容许的范围内, 则再次进行设定值的计算, 直至误差 x_{12} 落入要求的范围内; 回路智能控制则根据设定值 $y_1 \sim y_3$ 实现各变量的稳定跟踪控制; 对焙烧矿取样分析, 得到磁选管回收率的化验值 C_d , 它与预报值 C_p 的差 e 作为训练神经网络的监督信号。

通过上述介绍的设定、预报及稳定控制等过程, 充分考虑焙烧过程中的故障征兆 $x_6 \sim x_{11}$, 实现还原气流量、燃烧室温度和搬出制度的多变量协调动作, 以避免故障的发生, 并保证磁选管回收率的实际值处于其目标值范围内的优化目标。

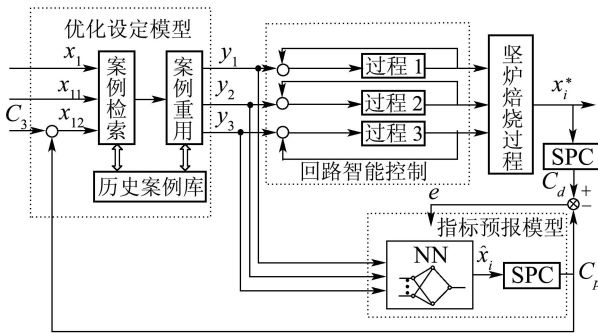


图2 磁选管回收率的智能优化控制结构

Fig. 2 Structure of intelligent optimizing control for MTRR

3.2 算法实现(Realization of the algorithm)

1) 设定模型. 由于过程的复杂性, 难以得到式(2)所表示的非线性MIMO系统的机理模型, 由于在长期的操作实践中积累了丰富的经验, 而且基于案例推理的技术适应于没有很强理论模型和领域知识不完全、难以定义而经验丰富的决策环境与对象中, 本文采用案例推理^[9]来实现设定模型. 磁选管回收率的控制误差是:

$$x_{12} = C_s - C_p, \quad (3)$$

得到过程参数 $x_1 \sim x_{12}$ 后, 将其作为当前的工况描述, 操作员以往设定时的经验案例以数据库的形式存储于计算机中, 数据库由若干条案例记录组成, 从而形成图2中的历史案例库. 每条案例记录 $C_k (k = 1, 2, \dots, p)$ 包括工况描述 x_k 和相应的解 y_k , 可表示为:

$$C_k = (X_k; Y_k), k = 1, 2, \dots, p, \quad (4)$$

其中 p 是案例总数. 历史案例的工况描述 x_k 和相应的设定解 y_k 可分别表示为:

$$X_k = (x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{12,k}), \quad (5)$$

$$Y_k = (y_{1,k}, y_{2,k}, y_{3,k}). \quad (6)$$

设当前的工况描述是 $X = \{x_i\} (i = 1, 2, \dots, 12)$, 它与每一条案例记录 C_k 的相似度是:

$$\text{Sim}(X, C_k) = \sum_{i=1}^{12} \varepsilon_i \left(1 - \frac{|x_i - x_{i,k}|}{\max(x_i, x_{i,k})}\right). \quad (7)$$

其中 ε_i 是加权系数, 满足:

$$\sum_{i=1}^{12} \varepsilon_i = 1. \quad (8)$$

设相似度的阈值是 $\text{Sim}_v \in [0, 1]$, 经过图2中的案例检索, 设检索出的匹配案例个数为 l , 这些匹配案例的相似度是 $\theta_k (k = 1, 2, \dots, l)$:

$$\begin{cases} \theta_k = \text{Sim}(X, C_k), k = 1, 2, \dots, l, \\ \text{s.t. } \text{Sim}(X, C_k) \geq \text{Sim}_v. \end{cases} \quad (9)$$

经过图2中的案例重用, 设定值的解 $Y = \{y_i\} (i = 1, 2, 3)$ 可表示为:

$$y_i = \frac{\sum_{k=1}^l \theta_k \times y_{i,k}}{\sum_{k=1}^l \theta_k}. \quad (10)$$

其中 $y_{i,k}$ 是相应于匹配案例的解. 上述设定算法综合考虑了焙烧过程中的故障征兆 $x_6 \sim x_{11}$, 目的是防止得出不合理的设定值而导致过程发生故障.

2) 预报模型. RBF神经网络收敛速度快, 逼近能力强, 因而在建模领域得到了广泛应用. 式(1)所示磁选管回收率与输入变量的非线性关系采用RBF神经网络逼近. 设网络的输入为 $X_N = [y_1, y_2, y_3]^T$, $\hat{x}_i (i = 1, 2, \dots, m, m$ 为样本数) 为神经网络预报模型的输出变量(参见图2), 组成结构为3-11-1的RBF神经网络. 网络的输入输出关系用下式表示:

$$\hat{x}_i = \omega_0 + \sum_{j=1}^{11} \omega_j \cdot G(\|X_N - t_j\|). \quad (11)$$

其中: $\omega_0 \in \mathbb{R}$ 为偏置项, $\omega_j \in \mathbb{R} (j = 1, 2, \dots, 11)$ 为隐含层到输出层的权值, $G(\cdot)$ 为径向基函数, $\|\cdot\|$ 为欧几里德范数, $t_j \in \mathbb{R}^3$ 为网络的中心. 按文[10]提供的训练算法对网络进行训练, 当模型预报误差达到要求的精度时, 停止训练, 并保存神经网络的结构和参数, 用于对磁选管回收率进行在线输出. 采用统计过程控制(statistical process control, SPC)^[11]机制对一定周期内神经网络输出的数据集 $\{\hat{x}_i, i = 1, 2, \dots, m\}$ 进行处理, 得到磁选管回收率的预报值:

$$C_p = \frac{\sum_{i=1}^m \hat{x}_i}{m}. \quad (12)$$

设磁选管回收率的人工化验数据集合为 $\{x_i^*, i = 1, 2, \dots, m\}$ (参见图2), 采用SPC机制对这些数据进行处理, 即:

$$C_d = \frac{\sum_{i=1}^m x_i^*}{m}. \quad (13)$$

预报值与化验值的误差是:

$$e = C_d - C_p. \quad (14)$$

当误差的绝对值大于预设的误差限 $B (B > 0)$, 即 $|e| > B$ 时, 根据新的样本重新训练神经网络, 以提高预报的精度.

3) 回路控制. 设定模型给出还原煤气流量、燃烧室温度的大小及搬出制度后, 回路控制中的过程1~过程3按照操作值 $y_1 \sim y_3$ 进行调节. 实现方法分别是: 还原煤气流量通过PID控制方法跟踪 y_1 , 燃烧室的温度控制包括智能控制器、加热煤气和空气流量PID控制器等^[12], 搬出制度通过定时器控制电机的启停跟踪 y_3 . 其中, 温度的智能控制器采用模糊控制方法来实现, 控制规则是

$$\text{if } E \text{ and } dE \text{ then } U. \quad (15)$$

还原煤气、加热煤气和加热空气的流量控制器使用如下PI算法

$$u_i(k) = u_i(k-1) + P_i(e_i(k) - e_i(k-1)) + I_i e_i(k), \quad k = 1, 2, 3. \quad (16)$$

式(15)和式(16)各符号的意义详见文^[12]. 从而达到使还原煤气流量、燃烧室温度和搬出制度按工艺要求快速而稳定跟随优化设定值的目标.

综上所述, 磁选管回收率智能优化控制的一个典型实现步骤可归纳如下:

步骤1 设定模型根据过程参量 $x_1 \sim x_{11}$ 和式(3)得到 x_{12} 后, 由式(4)~(10)计算还原煤气流量、燃烧室温度、搬出制度的设定值 $y_1 \sim y_3$;

步骤2 预报模型根据式(11)~(12)产生磁选管回收率的预报值 C_p ;

步骤3 通过式(13)和式(14)得到预报误差 e , 若 $|e| > B$, 则对RBF神经网络重新训练;

步骤4 回路控制按式(15)~(16)实现燃烧室温度的稳定跟踪控制, 按式(16)实现还原煤气流量的稳定跟踪控制, 搬出制度的控制则通过定时器控制电机的启停来实现.

4 工业应用(Industrial application)

以往的竖炉焙烧过程控制完全由操作人员凭经验进行, 操作频繁, 劳动强度很大, 而且一旦操作不当将会严重影响焙烧矿的质量指标, 造成较

大的经济损失. 采用本文提出的方法, 基于先进的Logix5000系统实施了基于指标预报和优化设定的磁选管回收率智能控制系统. 设定模型代替操作人员根据工况的变化和指标的预报对设定值进行在线自动调整, 并通过控制回路实现各关键被控变量的稳定化控制. 图3给出了主要参量的统计值变化情况(注: 为了在一张图上显示不同变量的变化曲线, 以磁选管回收率为基准, 将数据进行了相应的处理).

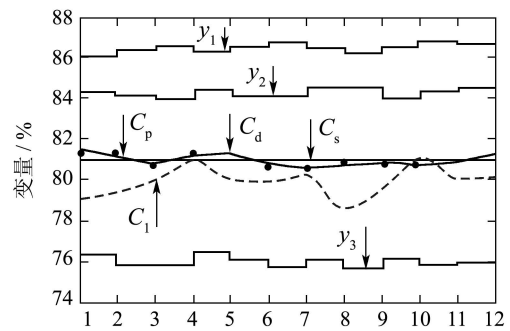


图3 控制效果曲线

Fig. 3 Control effect curve

从图中可以看出, 设定模型对还原煤气流量、燃烧室温度、搬出制度的设定值 $y_1 \sim y_3$ 能根据工况的变化对其进行在线调整; 磁选管回收率的预报值 C_p 与其化验分析值 C_d 比较吻合, 说明了预报模型的预报精度可以满足生产实际, 并且磁选管回收率的实际控制曲线稳定在其目标值 C_s 的要求范围内, 与上一年同期人工操作时的统计值 C_1 相比, 磁选管回收率有了显著提高. 回路控制效果可参见文^[1]所示的效果曲线. 这样, 通过指标的实时预报、优化设定方法及回路智能控制的应用保证了指标的优化控制目标, 达到了优越的性能.

经过一年多的运行, 建立的智能优化控制系统在工况变化频繁的情况下能保证产品质量被控制在其目标值范围内. 应用以后, 和以往同期相比, 磁选管回收率提高了约2%, 设备运转率提高了2.98%, 操作人员减少了50%, 真正实现了磁选管回收率的优化控制, 为实现竖炉焙烧过程的优化管理、优化运行、优化控制^[1]奠定了良好的基础, 取得了显著的经济和社会效益.

5 结语(Conclusion)

本文提出的由优化设定模型、指标预报模型、回路智能控制组成的磁选管回收率智能优化控制系统解决了竖炉焙烧过程关键工艺指标的优化控制问题, 应用案例推理的方法对设定值进行在线调整, 避免了人工操作的随意性及主观性, 适应了频繁变化的工况; 基于RBF神经网络的指标预报模型解决了

磁选管回收率的实时测量;回路智能控制实现了各变量的稳定跟踪控制,具有一定的鲁棒性.将该系统应用于竖炉焙烧过程,提高了产品质量,保证了安全生产,实现了生产全流程的优化控制,取得了显著的经济与社会效益.本文提出的智能优化控制方法可推广应用到类似工业过程.

参考文献(References):

- [1] 严爱军,丁进良,柴天佑.竖炉焙烧过程综合自动化系统[J].控制工程,2006,13(2):120-122.
(YAN Aijun, DING Jinliang, CHAI Tianyou. Integrated automation system for shaft furnace roasting process[J]. *Control Engineering of China*, 2006, 13(2): 120-122.)
- [2] YOO C K, LEE I B. Soft sensor and adaptive model-based dissolved oxygen control for biological wastewater treatment processes[J]. *Environment Engineering Science*, 2004, 21(3): 331-340.
- [3] GNANAM G, HABIBI S R, BURTON R T, et al. Neural network control of air-to-fuel ratio in a bi-fuel engine[J]. *IEEE Transactions of Systems, Man and Cybernetics-Patr C*, 2006, 36(5): 656-667.
- [4] WAHEED A, ADELI H. Case-based reasoning in steel bridge engineering[J]. *Knowledge-Based System*, 2005, 18(1): 37-46.
- [5] COSTA BRANCO P J, DENTE J A. Fuzzy systems modeling in practice[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 121(1): 73-93.
- [6] LIN D T. Facial expression classification using PCA and hierarchical radial basis function network[J]. *Journal of Information Science and Engineering*, 2006, 22(5): 1033-1046.
- [7] YAN A J, WU F H, CHAI T Y. Fault diagnosis expert system using neural networks for roasting process[C] // *Proceedings of 16th IFAC World Congress*. Prague: Elsevier, 2005.
- [8] 黄肖玲,初延刚,李慧莹,等.选矿制造执行系统的研究与应用[J].计算机集成制造系统,2004,10(9):1079-1083.
(HUANG Xiaoling, CHU Yangang, LI Huiying, et al. Study and application of ore concentration manufacturing execution system[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2004, 10(9): 1079-1083.)
- [9] 谭明皓,柴天佑.基于案例推理的层流冷却过程建模[J].控制理论与应用,2005,22(2):248-253.
(TAN Minghao, CHAI Tianyou. Modeling of the laminar cooling process with case-based reasoning[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 248-253.)
- [10] 柴天佑,谢书明,杜斌,等.基于RBF神经网络的转炉炼钢终点预报[J].中国有色金属学报,1999,9(4):868-872.
(CHAI Tianyou, XIE Shuming, DU Bin, et al. Endpoint prediction of basic oxygen furnace steelmaking based on RBF neural network[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 1999, 9(4): 868-872.)
- [11] YE N, PARMAR D, BORROR C M. A hybrid SPC method with the chi-square distance monitoring procedure for large-scale, complex process data[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2006, 22(4): 393-402.
- [12] 严爱军,柴天佑.竖炉燃烧室温度的智能控制方法及应用[J].控制工程,2005,12(4):305-309.
(YAN Aijun, CHAI Tianyou. Intelligent control method and application for combustion temperature of shaft furnace[J]. *Control Engineering of China*, 2005, 12(4): 305-309.)

作者简介:

严爱军 (1970—),男,讲师,博士,研究方向为复杂工业过程的建模与智能控制等, E-mail: yanaijun@bjut.edu.cn;

柴天佑 (1947—),男,教授,博士生导师,中国工程院院士,研究方向为多变量智能解耦控制,复杂工业过程的建模、控制与优化等;

王普 (1962—),男,教授,博士生导师,研究领域为自动控制、计算机控制系统等.