

水泥生料预分解过程智能优化设定控制

乔景慧¹, 周晓杰¹, 柴天佑^{1,2}

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110004; 2. 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 在生料预分解过程中, 由于生料边界条件频繁变化, 致使产品的质量指标生料分解率过低或过高, 从而增加了回转窑的负荷或导致最低一级旋风筒下料管堵塞. 为了解决上述问题, 本文提出了一个智能优化设定方法, 由回路预设模块、分解率预报模块、前馈补偿模块、反馈补偿模块组成. 这个方法能够根据生料边界条件的变化在线调整控制回路的设定值. 所提出的方法已经成功应用于酒钢宏达水泥生料预分解过程, 取得了显著的应用效果. 工业应用表明所提出的智能优化设定方法能够将生料分解率稳定在工艺范围内.

关键词: 分解炉; 预热器; 生料预分解过程; 智能优化设定; 生料分解率

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Intelligent optimal-setting control for cement raw meal pre-calcining process

QIAO Jing-hui¹, ZHOU Xiao-jie¹, CHAI Tian-you^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;

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

Abstract: In the pre-calcining process of raw meal, boundary conditions of raw meal(i.e., flow, ingredients and particle size) are varying frequently; the decomposition rate of raw meal(RMDR) cannot be kept in the desirable ranges. This causes the declination of the production rate per hour and the blockage in the lower feeding tubes. To solve this problem, we propose an intelligent setting-control system in which the set-points of control loops are adjusted online according to the variations of the boundary conditions of raw meal. This system consists of four modules: a control-loop pre-setting module, a feedback compensation module based on the fuzzy rules, a feedforward compensation module based on the fuzzy rules and a soft measurement module for RMDR. This method has been successfully applied to the pre-calcining process the raw meal of Jiuganghongda Cement Plant in China and its efficiency has been validated by the practical application results. Industrial applications show that the proposed intelligent optimization method maintains the rate of decomposition of raw material in processes within a stable range.

Key words: calciner; preheater; pre-calcining process of raw meal; intelligent optimal-setting; decomposition rate of raw meal

1 引言(Introduction)

在水泥熟料生产过程中, 生料预分解过程在整个过程中起着至关重要的作用, 它是将生料经过悬浮预热和分解转变成合格煅烧熟料的过程. 其中工艺指标即生料分解率(decomposition rate of raw meal, RMDR)是衡量产品质量的关键指标.

在实际生产中, 生料分解率要求保持在一定的范围内. 然而, 生料分解率是很难在线测量的并且与底层控制回路的输出分解炉出口温度和C1出口温度有很强的非线性、耦合和随着运行条件变化的. 因此, 很难建立生料分解率的精确数学模型.

生料分解率由化验工程师每1小时离线检测一

次. 操作员根据化验工程师离线检测的生料分解率结果, 调整回路的设定值(分解炉出口温度和C1出口温度). 这样不能保证生料分解率在目标值范围内, 并且不能根据生料边界条件的变化及时调整回路的设定值, 从而使得入回转窑生料分解率不稳定, 增加了回转窑的负荷并且使下料管堵塞, 造成生产事故^[1]. 因此, 在生料预分解过程中, 关键工艺指标RMDR控制在期望的范围内就成了关键的问题.

对生料预分解过程的研究, 大多数文献均集中研究设备设计及仿真方面, 文献[2]为了优化分解炉的设计, 建立了一个碳粒燃烧和石灰石分解的非等温的扩散动态数学模型. 文献[3]建立了一个分解率的

仿真实验模型, 通过调整分解炉给煤量控制生料分解率. 上述方法从设备设计和实验仿真方面说明了生料预分解过程的一些特性. 没有考虑生料边界条件变化对生料分解率的影响, 且控制回路的设定值是定值. 因此当生料边界条件变化时, 不及时调整控制回路的设定值会使生料分解率不稳定, 影响产品的质量及出现生产事故.

为了克服以上缺点, 本文根据文献[4]的运行控制策略提出了一个智能优化设定方法. 由回路预设模型、分解率预报模型、前馈补偿模型、反馈补偿模型组成. 所提出的方法能够根据生料边界条件的变化在线调整底层回路的设定值并能够将工艺指标控制在工艺要求的范围内. 所提出的智能设定方法已经成功应用在水泥生料预分解过程上. 实际应用表明随着生产运行工况的变化, 能够自动调整分解炉出口温度和C1出口温度的设定值.

2 生料预分解过程工艺描述和设定控制目标(Description of raw meal pre-calcining process and objective of the setting control)

2.1 生料预分解过程工艺描述(Description of raw meal pre-calcining process)

生料预分解过程工艺流程如图1所示. 系统具有5级悬浮预热器、1台分解炉和1台回转窑. 在高温风机和排风机的作用下, 来自回转窑和分解炉的废气经过旋风筒C5到达增湿塔(H.T.). 来自均化库的生料经过C1旋风筒与分解炉和窑尾废气进行热交换, 然后, 生料继续下行进入下一级旋风筒, 这样热交换重复进行. 生料在下降过程中被逆向前进的热气流加热, 煤粉和辅助风混合成气固两相流与三次风一起喷入分解炉, 煤粉燃烧的热量使生料在分解炉内的分解率达到0.85~0.94. 同时窑头煤粉与来自冷却风机的二次风一起燃烧后的烟气进入分解炉内.

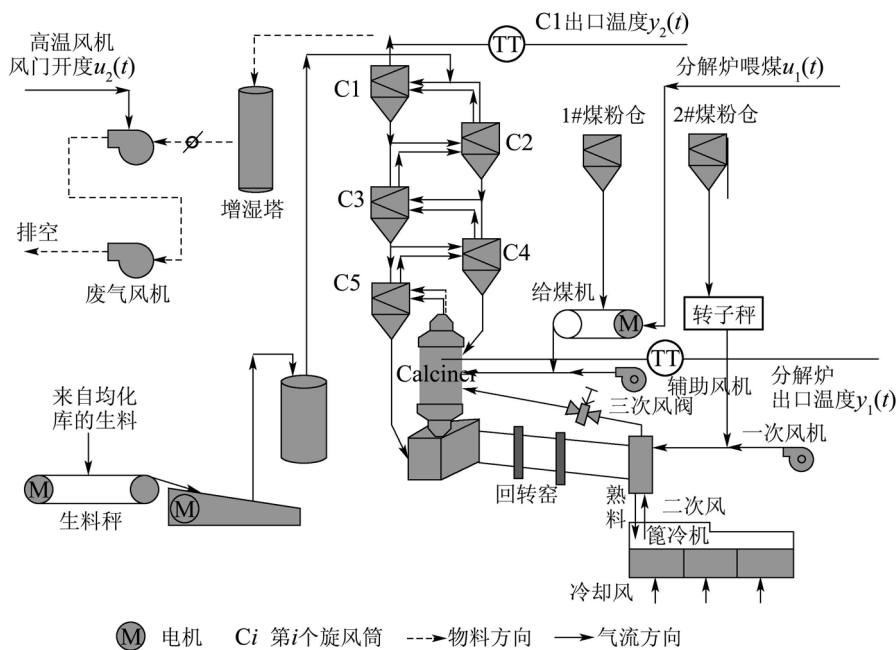


图 1 生料预分解过程工艺流程图

Fig. 1 Flow sheet of the raw meal pre-calcining process

2.2 设定控制目标(The objective of the setting control)

生料预分解过程是在气-固两相体系中进行的复杂的生产过程. 实际运行过程中, 主要根据分解炉出口温度和预热器C1出口温度调节分解炉给煤量和高温风机转速, 从而使得生料分解率满足工艺要求的目标值范围. 可以表示为

$$\begin{aligned} & \min[\gamma^* - \gamma(t)], \\ & \text{s.t. } \gamma(t) = f(y_1, y_2, B_1, \dots, B_6), \quad (1) \\ & \gamma_L \leq \gamma(t) \leq \gamma_H, \end{aligned}$$

$$y_{1L} \leq y_1 \leq y_{1H},$$

$$y_{2L} \leq y_2 \leq y_{2H},$$

式中: $\gamma(t) = f(y_1, y_2, y_3, y_4, B_1, \dots, B_6)$ 是一个非线性动态函数; γ^* 是生料分解率(RMDR)的目标值且满足 $\gamma_L \leq \gamma^* \leq \gamma_H$; γ_L 是生料分解率(RMDR)的低限; y_1 是分解炉出口温度; y_2 是预热器C1出口温度; y_{1L} 和 y_{2L} 分别是分解炉出口温度和预热器C1出口温度的低限; γ_H , y_{1H} 和 y_{2H} 分别是生料分解率(RMDR)、分解炉出口温度和预热器C1出口温度的高限.

基于以上分析,由于 $f(\cdot)$ 是一个未知的非线性函数且随边界条件 $B = \{B_1, B_2, B_3, B_4, B_5, B_6\}$ 变化的,这些边界条件是生料氧化钙含量 B_1 、氧化铁含量 B_2 、二氧化硅含量 B_3 、三氧化二铝含量 B_4 、生料粒度 B_5 和生料流量 B_6 .因此,已存在的优化算法不能求解(1)的优化问题,即不能保证生料分解率(RMDR)被控制在期望的范围内.

2.3 生料预分解过程控制现状(The actuality control status of raw meal pre-calcining process)

图2是生料预分解过程控制现状,运行工程师根据生产工艺指标 $\gamma(t)$ 的上限 γ_H 和下限 γ_L 以及生料的边界条件 B 和工艺指标 $\gamma(t)$ 的离线化验值 $\gamma(T)$,凭经验给出控制回路设定值的上限 y_{max} 和下限 y_{min} .然后操作员根据生料的边界条件 B 、离线化验值 $\gamma(T)$ 、回路设定值的上限 y_{max} 和下限 y_{min} 及人工现场检查状况,凭人工经验给出控制回路的设定值 y_{sp} ,其中 $y_{sp} = \{y_{1sp}, y_{2sp}\}$.

事实上,操作员不能准确地给出回路的设定值 y_{sp} ,并且不能根据生料边界条件的变化调整回路设定值.例如当生料中氧化铁含量降低时,生料分解时液相少,表明生料难煅烧,此时应该提高分解炉出口温度设定值 y_{1sp} ,增加C1出口温度设定值 y_{2sp} .

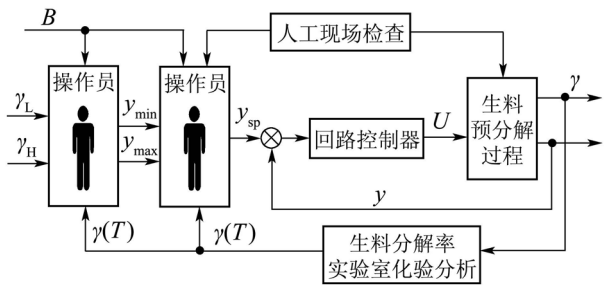


图2 生料预分解过程操作现状
Fig. 2 Actual control state of raw meal pre-calcining process

本文的主要任务是根据生料预分解过程运行工况自动调整控制回路的设定值,将生料分解率控制在要求的范围内.实现控制目标(1)是本文要解决的问题.

3 生料预分解智能设定方法(The intelligent setting method for raw meal pre-calcining)

3.1 控制策略(Control strategy)

为了解决式(1)的优化问题,本文提出了一个智能设定控制方法.生料预分解过程智能优化控制策略如图3所示.图3中过程变量 $y = \{y_1, y_2\}$, y_1 是分解炉出口温度, y_2 是预热器C1出口温度,操作变量 $u = \{u_1, u_2\}$,其中: u_1 是给煤机转速, u_2 是高温风机风门开度.

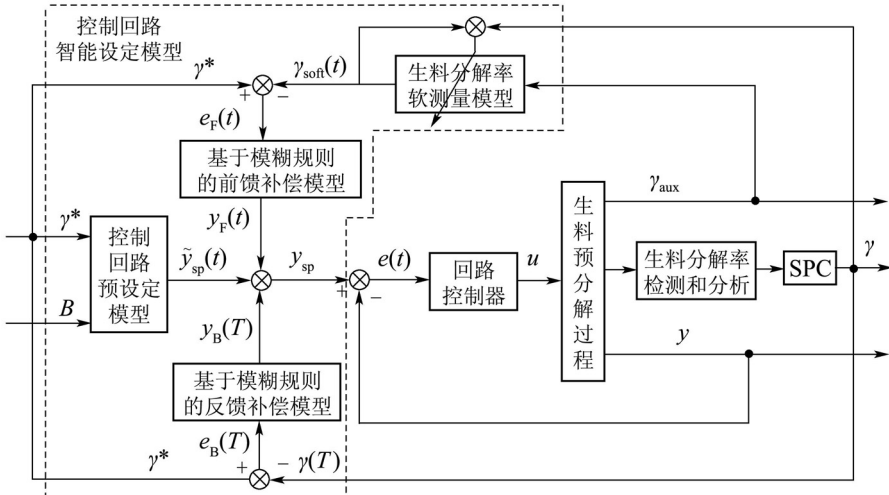


图3 生料预分解过程智能设定方法
Fig. 3 The proposed intelligent setting method for raw meal pre-calcining process

图3中的变量含义如表1所示.生料预分解过程智能设定方法由控制回路预设模型、基于模糊规则的前馈补偿模型和反馈补偿模型、生料分解率软测量模型组成.其中控制回路预设模型根据生料分解率目标值 γ^* 和生料边界条件产生控制回路的预设定点 $\tilde{y}_{sp}(t)$.这些预设定点分别是分解

炉出口温度预设定点 $\tilde{y}_{1sp}(t)$ 和C1出口温度预设定点 $\tilde{y}_{2sp}(t)$.基于辅助变量集 γ_{aux} 的软测量模型使用最小二乘支持向量机预测生料分解率 γ_{soft} [5].其中辅助变量集 γ_{aux} 如文献[5].基于模糊规则的前馈补偿模型根据误差 $e_F(t)$ ($e_F(t) = \gamma^* - \gamma_{soft}(t)$)和误差的变化 $\Delta e_F(t)$ 计算预设定点 $\tilde{y}_{sp}(t)$ 的补偿

值 $y_F(t)$. 基于模糊规则的反馈补偿模型根据误差 $e_B(t)$ ($e_B(T) = \gamma^* - \gamma(T)$)和误差的变化 $\Delta e_B(t)$ 计算反馈补偿值 $y_B(T)$. 因此, 控制回路的设定值如式(2)所示:

$$y_{sp} = \tilde{y}_{sp}(t) + y_F(t) + y_B(T). \quad (2)$$

表 1 图3中的变量含义

Table 1 The meaning of variables in Fig.3

| 变量 | 含义 | 变量 | 含义 |
|---------------------|--------|--------------------|---------|
| B | 生料边界条件 | γ^* | 分解率目标值 |
| T | 化验周期 | $\gamma_{soft}(t)$ | 分解率软测量值 |
| $\tilde{y}_{sp}(t)$ | 回路预设值 | y_{sp} | 回路设定值 |
| γ | 分解率实测值 | γ_{aux} | 辅助变量集 |
| $y_F(t)$ | 前馈补偿值 | $y_B(T)$ | 反馈补偿值 |

3.2 智能设定控制算法(Intelligent setting control algorithm)

为了实现式(1)的控制目标, 下面详细介绍本文提出的混合智能控制算法.

3.2.1 控制回路预设模型算法(Algorithm for control loop pre-setting model)

控制回路预设模型旨在模仿优秀操作员的动作, 根据输入信息 γ^* 和 B , 在线产生底层回路控制器的预设值 $\tilde{y}_{sp}(t)$. 此预设值 $\tilde{y}_{sp}(t)$ 可以表示为式(3)的多变量非线性映射:

$$\tilde{y}_{sp}(t) = (\tilde{y}_{1sp}(t), \tilde{y}_{2sp}(t)) = \phi(\gamma^*, B_1, \dots, B_6), \quad (3)$$

式中: $\phi(\cdot)$ 是一个未知的非线性函数且随着边界条件 B 变化, 这样已存在的算法不能解决式(3)所示的非线性映射函数. 案例推理^[6]适合于数学模型未知的过程求解, 它是利用过去的经验知识来解释或求解新问题的一种技术. 为了获得回路控制器的预设值, 本文将案例推理技术与水泥生料预分解过程专家经验相结合, 实现式(3)所示的非线性映射. 基于案例推理的水泥生料预分解过程回路控制器预设模型如图4所示. 这个模型由5部分组成, 即案例产生、案例检索与匹配、案例重用、案例修正与案例存储.

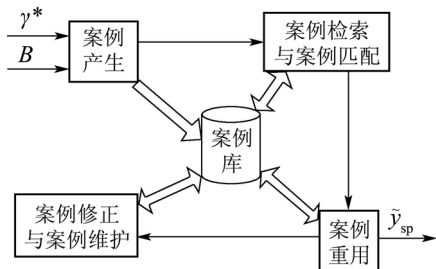


图 4 基于案例推理的生料预分解过程回路预设模型
Fig. 4 CBR-based control loop pre-setting model for raw meal pre-calcining process

1) 案例产生.

根据生料预分解过程操作人员的操作经验得到不同工作点的初始案例, 回路预设值案例描述可以表示如下:

$$C_k : \{(T_k, X_k) \rightarrow Y_k\}, \quad (4)$$

式中: C_k 表示案例库中第 k 条案例, $k = 1, 2, \dots, n$, n 为案例库中案例数量, T_k 表示案例产生的时间, $X_k = (x_{k,1}, \dots, x_{k,7})$ 为案例库中 C_k ($k = 1, 2, \dots, n$)的工况描述, $x_{k,1}$ 为生料分解率目标值 γ^* , $x_{k,2}, \dots, x_{k,7}$ 分别是生料中氧化钙含量 B_1 、氧化铁含量 B_2 、二氧化硅含量 B_3 、三氧化二铝含量 B_4 、生料粒度 B_5 和生料流量 B_6 , $Y_k = (y_{k,1}, y_{k,2})$ 为案例库中 C_k ($k = 1, 2, \dots, n$)的解, $y_{k,1}$ 和 $y_{k,2}$ 分别是分解炉出口温度和预热器C1出口温度.

2) 案例检索与案例匹配.

设当前工况描述 C_{cur} 的特征为 x_i ($i = 1, 2, \dots, 7$), 案例 C_k 的描述特征为 $x_{k,i}$ ($i = 1, 2, \dots, 7, k = 1, 2, \dots, n$), n 为案例数量, 则当前工况描述 C_{cur} 的特征 x_i ($i = 1, 2, \dots, 7$)与第 k 条案例描述特征 $x_{k,i}$ ($i = 1, 2, \dots, 7$)的相似度函数 $\text{sim}(x_i, x_{k,i})$ 为

$$\text{sim}(x_i, x_{k,i}) = 1 - \frac{|x_i - x_{k,i}|}{\max(x_i - x_{k,i})}, \quad (5)$$

其中: $k = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, 7$. 当前工况 C_{cur} 与案例库中案例 C_k ($k = 1, 2, \dots, n$)的相似度函数 SIM_k 为

$$\text{SIM}_k = \frac{\sum_{i=1}^7 \lambda_i \text{sim}(x_i, x_{k,i})}{\sum_{i=1}^7 \lambda_i}, \quad (6)$$

其中: $k = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, 7, \lambda_i$ 表示工况特征描述的加权系数, 其大小可根据专家经验知识确定. 相似度阈值 SIM_{yl} 可以由下式确定:

$$\text{SIM}_{yl} = \begin{cases} V, & \max_{k=1,2,\dots,n} \text{SIM}_k \geq V, \\ \max_{k=1,2,\dots,n} \text{SIM}_k, & \max_{k=1,2,\dots,n} \text{SIM}_k < V. \end{cases}$$

其中相似度阈值 V 由经验确定. 案例库中所有满足条件 $\text{SIM}_k \geq \text{SIM}_{yl}$ 的案例都被检索出来作为匹配的案例.

3) 案例重用.

通常情况下, 案例库中不存在与当前工况描述完全匹配的案例, 因此, 检索出匹配工况的解并不能直接作为当前工况的解, 必须对这一案例根据所给出的条件进行重用. 具体方法如下: 假设在案例库中检索到 r 个匹配的案例, 记为 $\{C_1, C_2, \dots,$

$C_r\}$, 其中 $C_k(k = 1, 2, \dots, r)$ 与当前工况的相似度为 SIM_k , 其对应案例的解为 $Y_k = (y_{k,1}, y_{k,2})(k = 1, 2, \dots, r)$, 则当前工况的案例解为 $\tilde{y}_{sp} = (\tilde{y}_{1sp}, \tilde{y}_{2sp})$,

$$\tilde{y}_{lsp} = \frac{\sum_{k=1}^r w_k \times y_{k,l}}{\sum_{k=1}^r w_k}, \quad (7)$$

式(7)中: $l = 1, 2, 3, 4$, $w_k(k = 1, 2, \dots, r)$ 为不同案例的权值, $w_k = SIM_k(k = 1, 2, \dots, r)$.

4) 案例修正与案例储存.

案例重用后的解 \tilde{y}_{sp} 被作为新的回路预设定值, 案例调整和维护按照文献[7]的方法进行.

3.2.2 生料分解率软测量模型(Soft measurement model for RMDR)

由于RMDR $\gamma(t)$ 不能在线检测, 且每1小时人工化验一次. 从式(1)可以看出, $\gamma(t) = f(\cdot)$ 是分解炉出口温度 y_1 和预热器C1出口温度 y_2 的一个非线性函数且随边界条件 $B = \{B_1, \dots, B_6\}$ 变化. 为了预测生料分解率, 文献[5]提出了一个基于最小二乘支持向量机的软测量模型. 这样实现了RMDR的在线预测, 同时使用预测值进行前馈控制.

3.2.3 前馈和反馈补偿算法(Algorithm for feed-forward and feedback compensation)

由于控制回路预设定值的补偿值不能建立机理模型, 只能根据优秀的专家总结经验规则来对回路预设定值进行前馈和反馈补偿. 但是专家总结的规则存在完备性问题. 因此本文选取1000组输入-输出数据用来提取模糊规则, 如表2所示. 其中输入数据为偏差值 $e_F(t)$ 和偏差变化量 $\Delta e_F(t)$, 输出数据分别为分解炉出口温度预设定补偿值 y_{F1} 和C1出口温度预设定补偿值 y_{F2} .

表2 输入输出数据集合

| 序号 | 输入值 | | 前馈补偿值 | |
|----------|----------|-----------------|----------|----------|
| | $e_F(t)$ | $\Delta e_F(t)$ | y_{F1} | y_{F2} |
| 1 | 0.03 | 0.01 | 5 | -4 |
| \vdots | \vdots | \vdots | \vdots | \vdots |
| 1000 | 0.01 | -0.01 | -4 | 3 |

将表2所示的输入和输出补偿值作为减法聚类的输入, 记采样数据样本集 $X^1 = \{e_F(t), \Delta e_F(t), y_{F1}, y_{F2}\} \subset \mathbb{R}^4$, 采用文献[8]介绍的减法聚类方法确定隶属函数中心及规则数量, 得到如表3所示的聚类结果. 减法聚类可以有效克服FCM对初始化敏感及容易陷入局部极值点的缺点.

给定采样数据样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \subset \mathbb{R}^4$, 样本集 X 的 n 划分得到 n 个子集 X_1, X_2, \dots, X_n ($n < N$), 满足式(8).

$$\begin{cases} X_1 \cup X_2 \dots \cup X_n = X, \\ X_i \cap X_k = \emptyset, 1 \leq i \neq k \leq n, \\ X_i \neq \emptyset, X_i \neq X, 1 \leq i \leq n. \end{cases} \quad (8)$$

采用减法聚类确定隶属函数中心的过程如下:

Step 1 假定每个数据点都是聚类中心的候选者, 则数据点 x_i 处的密度指标定义为

$$D_i^1 = \sum_{j=1}^n \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}),$$

其中: $x_i(i = 1, 2, \dots, N)$ 为样本数据集; 这里 r_a 是一个正数, 定义了该点的一个邻域, 半径以外的数据点对该点的密度指标贡献非常小, 取 $r_a = 0.02$;

Step 2 计算最大密度值 $D_{c1} = \max(D_i^1)$, 选择具有最大密度指标的数据点为第1个聚类中心, 即 $x_{c1} = x_i|_{\max(D_i^1)}$;

Step 3 选取 $r_b = 1.3r_a$, 按照下式修改密度指标值:

$$D_i^2 = D_i^1 - D_{c1} \exp(-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{(r_b/2)^2}),$$

$i = 1, 2, \dots, N$; 计算最大密度值 $D_{c2} = \max(D_i^2)$, 选择具有最高密度指标的数据点为第2个聚类中心, 即 $x_{c2} = x_i|_{\max(D_i^2)}$;

Step 4 重复Step 3, 当新聚类中心 x_{ci} 对应的密度指标 D_{ci} 与 D_{c1} 满足 $\frac{D_{ci}}{D_{c1}} \leq \delta$ 时, 则聚类过程结束, 否则进入Step 3, 取 $\delta = 0.3$.

将上述减法聚类算法得到的聚类中心 $x_{ci}(i = 1, \dots, n)$ 作为隶属函数的中心, 聚类中心见表3.

表3 基于减法聚类方法提取输入输出数据的结果

Table 3 The clustering results of extracting input and output data using the subtractive clustering method

| 规则 | 聚类中心 | | | |
|----|----------|-----------------|----------|----------|
| | $e_F(t)$ | $\Delta e_F(t)$ | y_{F1} | y_{F2} |
| 1 | 0.028 | 0.002 | 7.164 | 3.582 |
| 2 | 0.001 | 0.029 | -9.952 | -4.976 |
| 3 | 0.015 | 0.015 | -1.435 | -0.717 |
| 4 | 0.036 | -0.006 | 15.734 | 7.867 |
| 5 | 0.020 | 0.010 | -17.403 | -8.701 |

表3中, 经过减法聚类后总计有5条模糊规则. 以 $e_F(t)$ 为例, 隶属函数的中心为其聚类中心, 具有5个模糊集合, 选取高斯型隶属函数, 隶属函数

如下所示:

$$\mu_{\gamma_i} = \exp\left[-\frac{(e_F(T) - e_{ci})^2}{\sigma_{1i}^2}\right], i = 1, \dots, 5,$$

其中 e_{ci} 为误差的第 i 个聚类中心.

同理, 可以确定 $\Delta e_F(t)$, y_{F1} 和 y_{F2} 的模糊集合和隶属函数. 采用 COG(center of gravity)^[9] 重心法进行解模糊化获得前馈补偿量 $y_{Fi}(i = 1, 2)$.

对于反馈补偿模型, 采用与前馈补偿模型相同的方法, 得采样数据及聚类后的规则如表 4 和表 5 所示.

表 4 输入输出数据集

Table 4 Input and output data sets

| 序号 | 输入值 | | 反馈补偿值 | |
|------|----------|-----------------|----------|----------|
| | $e_B(t)$ | $\Delta e_B(t)$ | y_{B1} | y_{B2} |
| 1 | 0.02 | -0.01 | 6 | -5 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 1000 | 0.01 | 0.01 | -5 | 4 |

表 5 基于减法聚类方法提取输入输出数据的结果

Table 5 The clustering results of extracting input and output data using the subtractive clustering method

| 规则 | 聚类中心 | | | |
|----|----------|-----------------|----------|----------|
| | $e_B(t)$ | $\Delta e_B(t)$ | y_{B1} | y_{B2} |
| 1 | 0.040 | -0.069 | -13.79 | -6.896 |
| 2 | 0.092 | 0.002 | 2.441 | 1.220 |
| 3 | 0.030 | 0.009 | 13.977 | 6.988 |
| 4 | 0.065 | -0.030 | -6.001 | -3.011 |

如表 5 所示, 经过减法聚类后有 4 条模糊规则. 以 $e_B(T)$ 为例, 隶属函数的中心为其聚类中心, 具有 4 个模糊集合, 选取高斯型隶属函数, 隶属函数如下所示:

$$\mu_{\gamma_i} = \exp\left[-\frac{(e_B(T) - e_{ci})^2}{\sigma_{1i}^2}\right], i = 1, \dots, 4,$$

其中 e_{ci} 为误差的第 i 个聚类中心.

同理, 可以确定 $\Delta e_B(t)$, y_{B1} 和 y_{B2} 的模糊集合和隶属函数. 采用 COG(center of gravity)^[9] 重心法进行解模糊化获得前馈补偿量 $y_{Bi}(i = 1, 2)$.

4 工业应用(Industrial application)

本文所提出的智能优化设定控制方法已经成功应用于中国酒钢宏达水泥厂生料预分解过程中, 如图 5 所示. 此算法的硬件平台是西门子 S7 400, 软件平台是 PCS7 与 CEMAT.

图 5 表明具有 5 级悬浮预热器和 1 台分解炉的生料预分解过程. 本文根据生产要求, 生料分解率 (RMDR) 目标值 $\gamma^* = 0.93$. 在控制回路预设模型中, 式 (6) 中的权值

$$\lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_7\} =$$

$$\{0.235, 0.456, 0.456, 0.538, 0.538, 0.445, 0.589\},$$

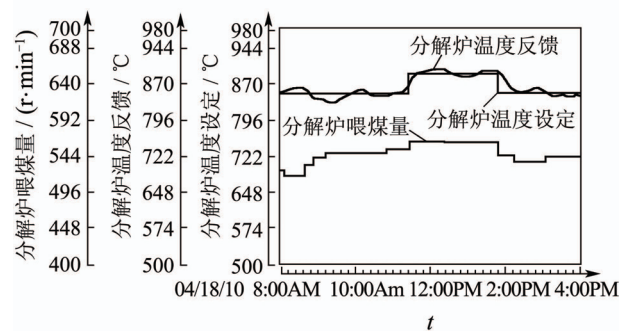
并且由专家经验确定的阈值 $V = 0.9$.



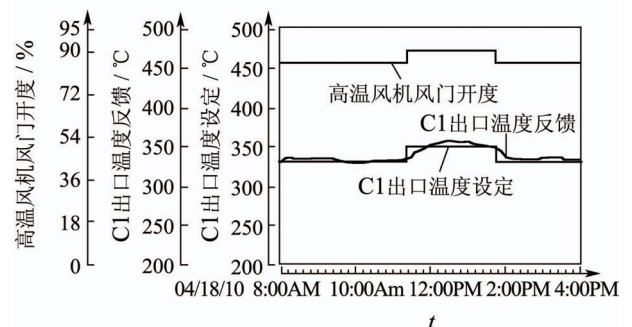
图 5 生料预分解过程场景

Fig. 5 Scene of raw meal pre-calcining in the plant

本文提出的智能设定方法应用结果如图 6 所示. 图 6(a)(b) 表明在上午 8:00 至下午 4:00 点, 分解炉出口温度和 C1 出口温度与操作变量给煤机转速 $u_1(t)$ 和高温风机风门开度 $u_2(t)$ 之间的关系. 图 6(c) 表明在生料分解率目标值 $\gamma^* = 0.93$ 时, 实测值和软测量值的关系曲线.



(a) 分解炉出口温度控制曲线



(b) C1 出口温度控制曲线

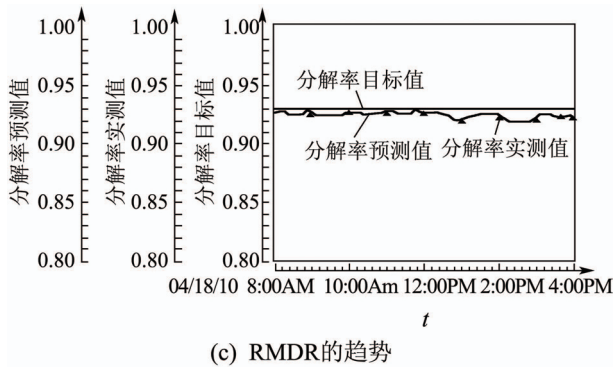


图6 生料预分解过程的优化控制效果

Fig. 6 Optimizing control effects of the raw meal pre-calcining process

在上午8:00时,根据RMDR的期望值 γ^* 及边界条件 $B = \{B_1, B_2, B_3, B_4, B_5, B_6\} = \{45.31\%, 2.32\%, 13.27\%, 3.6\%, 17.4 \mu\text{m}, 75 \text{T/h}\}$,使用式(5)~(7),控制回路预设模型产生回路的设定点 $\tilde{y}_{\text{sp}}(8:00) = \{850^\circ\text{C}, 330^\circ\text{C}\}$.此时生料分解率实际测量值和软测量值均为0.92.

在上午11:24时,由于生料边界条件 $B = \{B_1, B_2, B_3, B_4, B_5, B_6\}$ 中的 B_2 由原来的2.32%下降为2.01%,导致生料易煅烧性变差,所以为了满足式(3),控制回路预设模型产生新的回路设定点 $\tilde{y}_{\text{sp}}(11:24) = \{880^\circ\text{C}, 341^\circ\text{C}\}$.

在下午1:48时,生料边界条件 B_2 由原来2.01%提高到2.30%, B_5 由原来的 $17.4 \mu\text{m}$ 减小到 $15 \mu\text{m}$,由于边界条件 B_2 提高,所以生料易煅烧性好,因此,控制回路预设模型产生新的回路设定点 $\tilde{y}_{\text{sp}}(1:48) = \{855^\circ\text{C}, 335^\circ\text{C}\}$.

基于西门子的生料预分解系统于2009年4月安装完成.在安装之前,从2008年5月到2009年3月,生料预分解过程由操作员手动操作.系统在2009年4月安装完后,从2009年4月至2010年8月,用户通过离线检测分解率和设备的运转率来评价系统的性能.RMDR的检测周期是1h,设备运转率每1小时统计一次.使用这些采样数据,对比结果如表6所示.

表6 生料预分解过程性能对比

Table 6 Comparison of the performance of the raw meal pre-calcining process

| | 系统安装前 | 系统安装后 |
|-----------|-------|-------|
| 平均RMDR | 0.86 | 0.93 |
| 平均设备运转率/% | 93.46 | 96.01 |

表6表明,利用本文提出的智能优化控制方法,RMDR从86%提高到93%,增加7%,设备运转率增加了2.55%.

5 结论(Conclusions)

本文提出的混合智能设定方法能够将工艺指标(即生料分解率)控制在期望的范围内,并且根据生料边界条件的变化在线调整控制回路的设定值.本方法已经成功应用于酒钢宏达水泥厂生料预分解过程.实践应用结果表明所提出的方法对其他复杂的工业过程具有很大的潜力.

参考文献(References):

- [1] MAKAREMI I, FATEHI A, ARAABI B N, et al. Abnormal condition detection in a cement rotary kiln with system identification methods[J]. *Journal of Process Control*, 2009, 19(9): 1538 – 1545.
- [2] ILIUTA I, JOHANSEN K D, JENSEN L S. Mathematical modeling of an in-line low-NOx calciner[J]. *Chemical Engineering Science*, 2002, 57(5): 805 – 820.
- [3] KOUMBOULIS F N, KOUVAKAS N D. Indirect adaptive neural control for precalcination in cement plants[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2002, 60(5): 325 – 334.
- [4] 柴天佑, 丁进良, 王宏, 等. 复杂工业过程运行的混合智能优化控制方法. 自动化学报[J]. 2008, 34(5): 505 – 515. (CHAI Tianyou, DING Jinliang, WANG Hong, et al. Hybrid intelligent optimal control method for operation of complex industrial process[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(5): 505 – 515.)
- [5] QIAO J H, CHAI T Y. Soft measurement model and its application in raw calcination process[J]. *Journal of Process Control*, 2011, doi:10.1016/j.jprocont.2011.08.005.
- [6] ARSHADI N, JURISICA I. Data mining for case-based reasoning in high-dimensional biological domains[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2005, 17(8): 1127 – 1137.
- [7] 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. Modelling of the laminar cooling process with case-based reasoning[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 248 – 253.)
- [8] CHIU S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation[J]. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 1994, 2(3): 267 – 278.
- [9] MOUDGAL V G, PASSINO K M, YURKOVICH S. Rule-based control for a flexible-link robot[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1994, 2(4): 392 – 405.

作者简介:

乔景慧 (1976—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业过程的建模与智能控制, E-mail: qiaojh2002@163.com;

周晓杰 (1971—), 女, 副教授, 目前研究方向为复杂工业过程的建模与智能控制, E-mail: xjzhou@mail.neu.edu.cn;

柴天佑 (1947—), 男, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为自适应控制、多变量智能解耦控制、流程工业过程综合自动化等, E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn.