

文章编号: 1001-0920(2013)04-0525-06

氧化铝生料浆制备过程的智能优化控制方法

白锐^{1a,2}, 佟绍成^{1b}, 柴天佑²

(1. 辽宁工业大学 a. 电气工程学院, b. 理学院, 辽宁锦州 121001;
2. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110819)

摘要: 生料浆制备过程由配料和调槽两个子过程组成. 针对该过程的工艺特点以及不确定性大、原料成分波动等过程特性, 提出一种智能优化控制方法. 将生料浆制备过程的优化目标分解为两个子过程的优化目标, 采用模型预设、指标在线预报、基于模糊规则的前馈和反馈补偿方法实现了配料子过程的优化控制, 采用粒子群算法实现了调槽子过程的优化控制, 从而最终实现了生料浆制备过程的优化控制. 工业应用的结果表明了所提出方法的有效性.

关键词: 生料浆制备过程; 优化控制; 模型设定; 模糊规则; 粒子群算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Intelligent optimal control of the raw slurry producing process in the alumina production

BAI Rui^{1a,2}, TONG Shao-cheng^{1b}, CHAI Tian-you²

(1a. School of Electrical Engineering, b. School of Science, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China; 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Correspondent: BAI Rui, E-mail: broffice@126.com)

Abstract: Raw slurry producing process is composed of the blending subprocess and tank combination subprocess. According to the technological characteristics and the complex characteristics of this process, including the uncertainty and the fluctuation of chemical composition of the raw materials, an intelligent optimal control method of the raw slurry producing process is proposed. The optimal control objective of the raw slurry producing process is decomposed into two sub-objectives of the subprocesses. By using the pre-setting model, the predictive models of the quality indices, and the feed forward and feedback compensator, the optimal objective of the blending subprocess is achieved. The optimal objective of the tank combination subprocess is also achieved by using the particle swarm optimization. Thus, the global optimization of the raw slurry producing process is realized. Industrial application shows the effectiveness of the proposed optimal control approach.

Key words: raw slurry producing process; optimal control; setting model; fuzzy rules; particle swarm algorithm

0 引言

生料浆制备过程是烧结法氧化铝生产的重要工序之一, 该过程由生料浆配料和生料浆调槽两个子过程串联组成. 生料浆制备过程的优化控制目标是提高生料浆的各项质量指标.

近年来, 以提高产品质量为目标的过程优化控制方法得到了广泛的研究和重视, 如自优化控制^[1]、实时优化(RTO)控制^[2-3]、稳态优化与模型预测控制相结合^[4-5]、基于非线性模型预测控制的直接在线优化

控制^[6]等方法. 但上述方法均存在以下局限性:

1) 要求精确的非线性过程模型^[7]. 工业过程中往往难以建立精确的数学模型, 或者即使能够建立精确的数学模型, 但由于受模型参数众多、参数难以在线检测且经常波动等因素的影响, 基于模型的优化控制方法难以获得理想的控制效果.

2) 上述方法只针对单独的生产设备或过程进行优化, 而工业过程中普遍存在着由多个子过程串联组成的复杂过程, 上述方法难以实现这类过程的整体优

收稿日期: 2011-12-06; 修回日期: 2012-08-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61074014); 辽宁省自然科学基金项目(201102089); 辽宁省高等学校优秀人才支持计划项目(LJQ2011062); 流程工业综合自动化国家重点实验室开放课题.

作者简介: 白锐(1976—), 男, 副教授, 博士, 从事工业过程的建模及优化控制等研究; 佟绍成(1960—), 男, 教授, 博士, 从事模糊控制等研究.

化控制.

氧化铝行业的生料浆制备过程由多个子过程串联组成,并具有原料成分波动、工况变化频繁、生产指标难以在线检测、难以建立精确模型等复杂特性,因此现有的方法难以实现该过程的优化控制.为解决这一问题,本文针对生料浆制备过程的工艺特点以及控制难点,提出一种生料浆制备过程的智能优化控制方法.首先将生料浆制备过程的优化控制目标分解为各个子过程的优化控制目标;然后,采用基于模型的预设、基于RBF网络的指标在线预报、基于模糊规则的前馈和反馈补偿方法实现了配料子过程的优化控制,并采用粒子群算法(PSO)实现了调槽子过程的优化控制;最终实现了生料浆制备过程的整体优化控制.工业应用结果表明,与原有的人工操作相比,所提出的优化方法显著提高了生料浆各项质量指标的合格率,获得了良好的控制效果.

1 生料浆制备过程描述

生料浆制备过程由配料和调槽两个子过程串联组成.生料浆制备过程的原料包括碱粉、赤泥浆、混矿和石灰石,其目的是生产出各项质量指标合格的生料浆.生料浆的质量指标包括钙比、碱比和水分指标,分别记为 $Q_1(t)$ 、 $Q_2(t)$ 和 $Q_3(t)$.

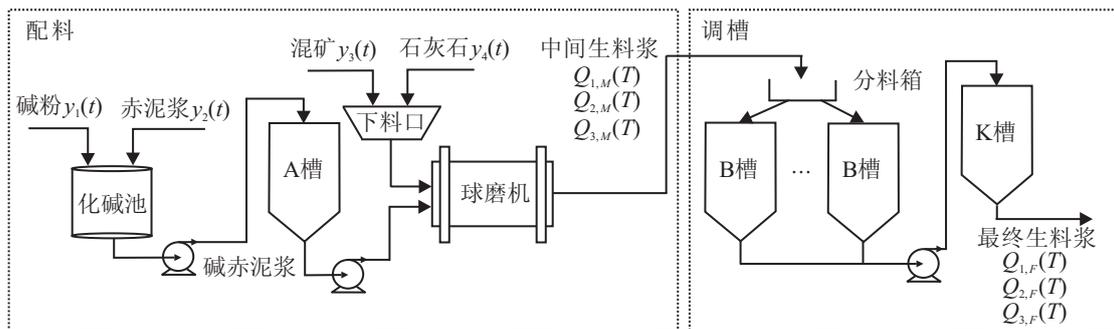


图1 生料浆制备过程的工艺流程

由图1可知,碱粉和赤泥浆首先在化碱池中进行混合形成碱赤泥浆并输送到A槽中储存,然后输送到球磨机中.混矿和石灰石经下料口进入球磨机.碱赤泥浆、混矿和石灰石在球磨机中进行充分的混合研磨后形成中间生料浆^[8],上述过程即为配料子过程.中间生料浆再进入调槽子过程中进行处理.在调槽子过程中,中间生料浆首先经过分料箱进入各个B槽中储存,对B槽中的中间生料浆进行离线的指标化验,包括 $Q_{1,M}(T)$ 、 $Q_{2,M}(T)$ 和 $Q_{3,M}(T)$.由于原料成分波动、工况变化频繁等不确定性因素的影响,在众多B槽中,必然存在若干槽子的生料浆质量指标不合格.调槽过程是指从B槽中抽取若干个不合格的槽子进行组合调配,使组合调配后的生料浆各项质量指标合格,并使剩余槽子中的生料浆满足一定的工艺要求^[9].

钙比指标定义为生料浆中氧化钙与氧化硅的摩尔比,即

$$Q_1(t) = [C]/[S]. \quad (1)$$

其中:[C]为生料浆中 Ca_2O 的摩尔数,[S]为 SiO_2 的摩尔数.

碱比指标定义为生料浆中氧化钠与氧化铝和氧化铁之和的摩尔比,即

$$Q_2(t) = \frac{[N]}{[A] + [F]}. \quad (2)$$

其中:[N]为生料浆中 Na_2O 的摩尔数,[A]为生料浆中 Al_2O_3 的摩尔数,[F]为生料浆中 Fe_2O_3 的摩尔数.

水分指标定义为生料浆中水的质量占生料浆总质量的百分比,即

$$Q_3(t) = \frac{m_1}{m} \times 100\%. \quad (3)$$

其中: m_1 为生料浆中水的质量, m 为生料浆的总质量.

生料浆制备过程的工艺流程如图1所示.在图1中, $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 和 $y_4(t)$ 分别为碱粉、赤泥浆、混矿和石灰石的流量, $Q_{1,M}(T)$ 、 $Q_{2,M}(T)$ 和 $Q_{3,M}(T)$ 分别为中间生料浆的钙比、碱比和水分指标, $Q_{1,F}(T)$ 、 $Q_{2,F}(T)$ 和 $Q_{3,F}(T)$ 分别为最终生料浆的钙比、碱比和水分指标, T 为指标离线化验检测的周期.

最后,将各项质量指标合格的生料浆送往K槽储存,即为最终生料浆.

在配料子过程中,中间生料浆的各项质量指标 $Q_{1,M}(T)$ 、 $Q_{2,M}(T)$ 和 $Q_{3,M}(T)$ 由各种原料流量之间的比例以及各种原料的化学成分含量决定^[10].各种原料的化学成分含量如表1所示.

表1 各种原料的化学成分含量

原料	CaO	Na ₂ O	SiO ₂	Fe ₂ O ₃	Al ₂ O ₃	H ₂ O
碱粉		$n_1(t)$				
赤泥浆	$c_1(t)$	$n_2(t)$	$s_1(t)$	$f_1(t)$	$a_1(t)$	$h_1(t)$
混矿			$s_2(t)$	$f_2(t)$	$a_2(t)$	$h_2(t)$
石灰石	$c_2(t)$		$s_3(t)$			

在表1中, $n_1(t)$ 、 \dots 、 $s_3(t)$ 分别为各种原料的化学成分含量.令 $B(t)$ 为配料过程的边界条件,即各种

原料的化学成分含量

$$B(t) = (n_1(t), c_1(t), n_2(t), s_1(t), f_1(t), a_1(t), h_1(t), s_2(t), f_2(t), a_2(t), h_2(t), c_2(t), s_3(t)). \quad (4)$$

在实际生产过程中, $B(t)$ 经常发生变化且难以在线检测, 而 $B(t)$ 的变化又直接影响着 $Q_{1,M}(T)$ 、 $Q_{2,M}(T)$ 和 $Q_{3,M}(T)$, 因此, 如何在 $B(t)$ 发生未知变化时, 及时地调整各种原料的流量 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 和 $y_4(t)$, 从而使 $Q_{1,M}(T)$ 、 $Q_{2,M}(T)$ 和 $Q_{3,M}(T)$ 达到生产要求, 这是配料子过程优化控制的难点问题。

在调槽子过程中, 由于 B 槽数目较多, 生料浆的质量指标复杂, 并且调槽的工艺约束条件较强, 如何在众多的 B 槽中选出合适的槽子进行混合调配是调槽子过程优化控制的难点问题。

2 优化控制策略

氧化铝生料浆制备过程的优化控制目标是使最终生料浆的各项质量指标满足工艺要求. 令 Q_1^* 、

Q_2^* 和 Q_3^* 分别为钙比、碱比和水分指标的目标值, 优化控制目标可描述为

$$\min\{(Q_{1,F}(T) - Q_1^*)^2\}, \quad (5)$$

$$\min\{(Q_{2,F}(T) - Q_2^*)^2\}, \quad (6)$$

$$\min\{(Q_{3,F}(T) - Q_3^*)^2\}. \quad (7)$$

根据生料浆制备过程的工艺特点及控制难点, 本文提出了如图2所示的优化控制策略. 在图2中, L 为进入球磨机的各种原料的总量, 由配料子过程中的球磨机负荷决定^[11]. $\hat{Q}_{i,M}(t)$ ($i = 1, 2, 3$) 分别为钙比、碱比和水分的在线预报值, $\bar{Y}(t) = (\bar{y}_1(t), \bar{y}_2(t), \bar{y}_3(t), \bar{y}_4(t))$ 为碱粉、赤泥浆、混矿和石灰石流量的初始设定值, $\Delta Y'(T) = (\Delta y_1'(T), \Delta y_2'(T), \Delta y_3'(T), \Delta y_4'(T))$ 为各种原料流量设定值的反馈补偿值, $\Delta Y''(t) = (\Delta y_1''(t), \Delta y_2''(t), \Delta y_3''(t), \Delta y_4''(t))$ 为各种原料流量设定值的前馈补偿值, $Y^*(t) = (y_1^*(t), y_2^*(t), y_3^*(t), y_4^*(t))$ 为各种原料流量设定值的理想值。

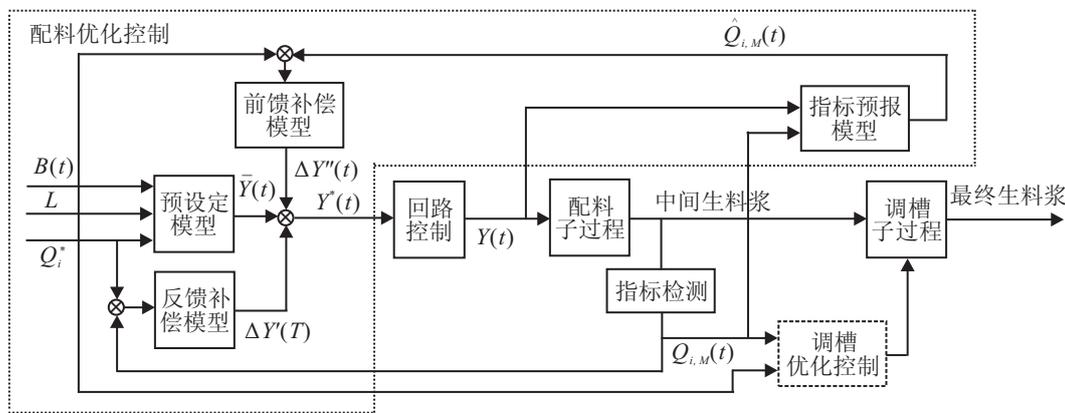


图2 生料浆制备过程的优化控制策略

该策略首先将生料浆制备过程的优化控制目标分解为配料子过程和调槽子过程的优化控制目标, 然后分别实现各个子过程的优化控制。

3 配料子过程的优化控制方法

配料子过程的优化控制目标是将中间生料浆的各项质量指标控制在目标值范围内, 即

$$Q_1^* - \Delta_1(t) \leq Q_{1,M}(t) \leq Q_1^* + \Delta_1(t), \quad (8)$$

$$Q_2^* - \Delta_2(t) \leq Q_{2,M}(t) \leq Q_2^* + \Delta_2(t), \quad (9)$$

$$Q_3^* - \Delta_3(t) \leq Q_{3,M}(t) \leq Q_3^* + \Delta_3(t). \quad (10)$$

其中 $\Delta_1(t)$ 、 $\Delta_2(t)$ 和 $\Delta_3(t)$ 为生产工艺所允许的各项质量指标偏差的最大值。

为了实现优化控制目标 (8)~(10), 在配料子过程中, 利用预设模型、前馈和反馈补偿模型获得各种原料控制回路的理想设定值, 然后利用 PID 控制回路使各种原料流量的实际值跟踪相应的设定值。

指标预报模型利用 RBF 神经网络在线获得各项

质量指标的预报值 $\hat{Q}_{i,M}(t)$ 。

预设模型采用近似的工艺计算模型. 该模型根据各种原料的总量 L 、各种原料的化学成分含量 $B(t)$ 以及各项质量指标的目标值 Q_1^* 、 Q_2^* 和 Q_3^* , 计算出各种原料流量的初始设定值 $\bar{Y}(t) = (\bar{y}_1(t), \bar{y}_2(t), \bar{y}_3(t), \bar{y}_4(t))$ 。

由于原料成分等边界条件 $B(t)$ 经常发生波动, 并且这种波动难以及时检测, 利用预设模型得出的各种原料流量的初始设定值不能适应工况的变化, 难以保证生料浆的各项质量指标在目标值范围内. 当原料成分等边界条件 $B(t)$ 发生未知波动时, 反馈和前馈补偿模型分别采用模糊推理方法得出各种流量设定值的补偿值 $\Delta Y'(T)$ 和 $\Delta Y''(t)$ 。

根据预设模型和各种补偿模型的输出, 可得各种原料流量控制回路的理想设定值, 即

$$y_i^*(t) = \bar{y}_i(t) + \Delta y_i'(T) + \Delta y_i''(t), \quad (11)$$

其中 $i = 1, 2, 3, 4$.

由以上描述可知, 在配料子过程的优化控制中, 利用 RBF 网络在线预报模型来克服生料浆指标难以在线检测的问题; 将预设定模型、基于模糊推理的前馈和反馈补偿模型相集成, 以克服配料过程中的各种

原料成分波动、工况变化频繁以及不确定性大等问题.

3.1 预设定模型

预设定模型如下:

$$\bar{y}_2(t) = \frac{1}{A} \left\{ -\frac{n_1(t)}{62} \left(\frac{c_2(t)}{56} - \frac{s_3(t)Q_1^*}{60} \right) L - \left\{ -\frac{s_2(t)(1-h_2(t))Q_1^*}{60} \times \frac{n_1(t)}{62} - \left[\frac{a_2(t)(1-h_2(t))Q_2^*}{102} + \frac{f_2(t)(1-h_2(t))Q_2^*}{160} + \frac{n_1(t)}{62} \right] \left[\frac{c_2(t)}{56} - \frac{s_3(t)Q_1^*}{60} \right] \right\} \frac{LQ_3^*}{h_2(t)} \right\} + \frac{s_2(t)(1-h_2(t))Q_1^*}{60} \times \frac{n_1(t)}{62} \times \frac{h_1(t)}{h_2(t)} + \left[\frac{a_2(t)(1-h_2(t))Q_2^*}{102} + \frac{f_2(t)(1-h_2(t))Q_2^*}{160} + \frac{n_1(t)}{62} \right] \left[\frac{c_2(t)}{56} - \frac{s_3(t)Q_1^*}{60} \right] \frac{h_1(t)}{h_2(t)},$$

$$A = \left[\frac{(1-h_1)c_1}{56} - \frac{(1-h_1)s_1q_1^*}{60} \right] \frac{n_2}{62} + \left[\frac{(1-h_1)n_1}{62} - \frac{(1-h_1)a_1q_2^*}{102} - \frac{(1-h_1)f_1q_2^*}{160} - \frac{n_2}{62} \right] \left(\frac{c_4}{56} - \frac{s_4q_1^*}{60} \right), \quad (12)$$

$$\bar{y}_3(t) = \frac{LQ_3^*}{h_2(t)} - \frac{h_1(t)}{h_2(t)} \bar{y}_2(t), \quad (13)$$

$$\bar{y}_4(t) = \frac{(1-h_1(t))c_1(t)}{56} - \frac{(1-h_1(t))s_1(t)Q_1^*}{60} \bar{y}_2(t) - \frac{\frac{s_3(t)Q_1^*}{60} - \frac{c_2(t)}{56}}{\frac{s_2(t)(1-h_2(t))Q_1^*}{60}} \bar{y}_3(t), \quad (14)$$

$$\bar{y}_1(t) = L - \bar{y}_2(t) - \bar{y}_3(t) - \bar{y}_4(t). \quad (15)$$

预设定模型的详细推导过程详见文献 [12].

3.2 反馈补偿模型

令中间生料浆各项质量指标的实际值和目标值之间的偏差为 $e'_1(T)$ 、 $e'_2(T)$ 、 $e'_3(T)$, 定义如下:

$$e'_1(T) = Q_{1,M}(T) - Q_1^*, \quad (16)$$

$$e'_2(T) = Q_{2,M}(T) - Q_2^*, \quad (17)$$

$$e'_3(T) = Q_{3,M}(T) - Q_3^*. \quad (18)$$

模糊推理系统的输入为 $e'_1(T)$ 、 $e'_2(T)$ 、 $e'_3(T)$, 输出为 $\Delta y'_1(T)$ 、 $\Delta y'_2(T)$ 、 $\Delta y'_3(T)$ 和 $\Delta y'_4(T)$. 输入和输出变量的模糊集合如图 3~图 9 所示.

图中: NB、NM、NS、ZE、PS、PM 和 PB 分别表示模糊集合负大、负中、负小、零、正小、正中和正大.

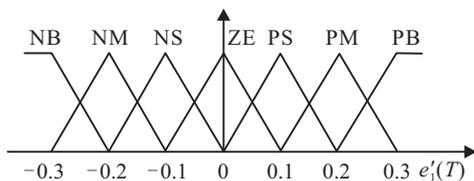


图 3 $e'_1(T)$ 的模糊集合

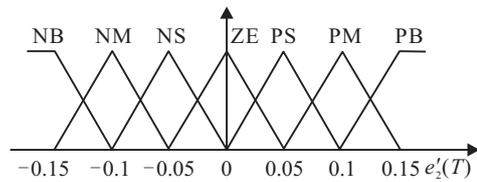


图 4 $e'_2(T)$ 的模糊集合

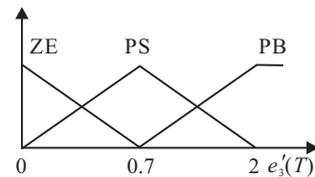


图 5 $e'_3(T)$ 的模糊集合及隶属函数图

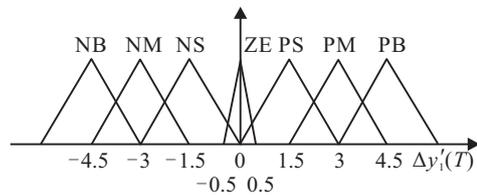


图 6 $\Delta y'_1(T)$ 的模糊集合

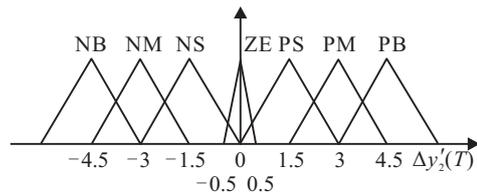


图 7 $\Delta y'_2(T)$ 的模糊集合

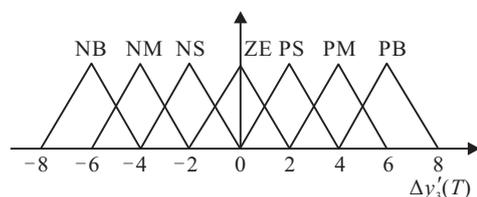
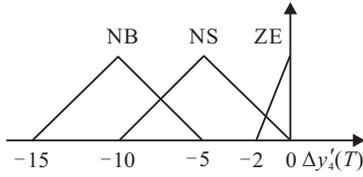


图 8 $\Delta y'_3(T)$ 的模糊集合

图9 $\Delta y'_4(T)$ 的模糊集合

结合优秀配料操作员的经验以及现场调试, 确定了如下 147 条模糊规则:

R_1 : if $e'_1(T)$ is ZE and $e'_2(T)$ is NB and $e'_3(T)$ is NB,

then $\Delta y'_1(T)$ is NB, $\Delta y'_2(T)$ is ZE, $\Delta y'_3(T)$ is PB, $\Delta y'_4(T)$ is PM;

R_2 : if $e'_1(T)$ is ZE and $e'_2(T)$ is NB and $e'_3(T)$ is NM,

then $\Delta y'_1(T)$ is NB, $\Delta y'_2(T)$ is ZE, $\Delta y'_3(T)$ is PB, $\Delta y'_4(T)$ is PS;

⋮

R_{147} : if $e'_1(T)$ is PB and $e'_2(T)$ is PB and $e'_3(T)$ is PB,

then $\Delta y'_1(T)$ is PB, $\Delta y'_2(T)$ is NB, $\Delta y'_3(T)$ is NB, $\Delta y'_4(T)$ is NB.

采用单点模糊化、max-min 推理以及加权平均反模糊化, 可得各种原料流量设定值的反馈补偿值。

3.3 指标预报模型

采用 RBF 神经网络建立各项质量指标的在线预报模型, 预报模型根据当前时刻以及历史数据获得各项质量指标的在线预报值。RBF 网络的输入层包括 18 个节点, 隐含层包括 26 个节点, 输出层包括 3 个节点。定义预报模型的精度为

$$k = 1 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \frac{|g_i - p_i|}{|g_i|} \right). \quad (19)$$

其中: g_i 为指标的实际数据, p_i 为指标的预报数据, n 为数据个数。将各个指标的预报数据和实际数据代入式 (19) 进行计算, 可知各项质量指标的预报精度均可达 92% 以上。

指标预报模型不仅可以获得当前工况下各项指标的预报值, 克服指标实际化验周期过长的缺点, 更重要的是通过预报模型可以及时获得各项质量指标的动态变化趋势, 根据这种动态变化趋势与指标目标值之间的差异, 可以及时地调整当前工况下的各种流量设定值, 从而使各项指标的动态变化趋势趋于目标值。指标预报模型的详细内容详见文献 [13]。

3.4 前馈补偿模型

由于反馈补偿模型利用人工化验指标, 其计算周期较长。前馈补偿模型利用各项质量指标的在线预报

值, 所以计算周期较短。该模型同样采用模糊推理方法。模糊系统的输入为 $e''_1(t)$ 、 $e''_2(t)$ 和 $e''_3(t)$, 其定义为

$$e''_1(t) = \hat{Q}_{1,M}(t) - Q_1^*, \quad (20)$$

$$e''_2(t) = \hat{Q}_{2,M}(t) - Q_2^*, \quad (21)$$

$$e''_3(t) = \hat{Q}_{3,M}(t) - Q_3^*. \quad (22)$$

前馈补偿模型中的模糊集合及模糊规则与反馈补偿模型一致, 故省略。

采用单点模糊化、max-min 推理、加权平均反模糊化, 可以得到各种原料流量设定值的前馈补偿值。

4 调槽子过程的优化控制方法

根据生产工艺的要求, 调槽过程中需要满足以下条件: 1) 被抽取的各槽平均钙比、碱比和水分指标与目标值之间的偏差尽可能小; 2) 剩余每个槽子中生料浆的钙比、碱比和水分指标符合一定要求, 从而避免整槽滞留; 3) 组合槽数目不宜过多或过少, 以保证生产流程的连续性^[14-15]。

本文采用粒子群算法 (PSO) 获得最优的组合槽号。令粒子的形式为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, n 为 B 槽的数目。粒子 X 是一个二进制序列, 其中 x_i 表示第 i 个槽子是否被选中的情况。若 $x_i = 1$, 则说明第 i 个槽被选中; 若 $x_i = 0$, 则说明第 i 个槽未被选中。

根据以上描述, 本文建立的调槽过程优化模型为

$$\min F(x) = \mu_1 f_1(x) + \mu_2 f_2(x) + \mu_3 f_3(x); \quad (23)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} Q_{1,\min} \leq Q'_1(X) \leq Q_{1,\max}, \\ Q_{2,\min} \leq Q'_2(X) \leq Q_{2,\max}, \\ Q_{3,\min} \leq Q'_3(X) \leq Q_{3,\max}, \\ N_{\min} \leq N(X) \leq N_{\max}. \end{cases} \quad (24)$$

其中 $F(x)$ 为被选中槽的钙比、碱比和水分指标的平均值与目标值的平方误差。式 (23) 中各个变量的表达式如下:

$$f_1(x) = \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i Q_{1,M}^i}{\sum_{i=1}^n x_i} - Q_1^* \right]^2, \quad (25)$$

$$f_2(x) = \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i Q_{2,M}^i}{\sum_{i=1}^n x_i} - Q_2^* \right]^2, \quad (26)$$

$$f_3(x) = \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i Q_{3,M}^i}{\sum_{i=1}^n x_i} - Q_3^* \right]^2, \quad (27)$$

其中 $Q_{1,M}^i$ 、 $Q_{2,M}^i$ 和 $Q_{3,M}^i$ 分别为第 i 个槽中生料浆的钙比、碱比和水分指标。

式 (24) 中各个变量的含义如下: $Q'_1(X)$ 、 $Q'_2(X)$ 和 $Q'_3(X)$ 分别为剩余槽子中生料浆的平均钙比、碱比和水分指标; $Q_{1,\min}$ 、 $Q_{2,\min}$ 和 $Q_{3,\min}$ 分别为钙比、碱比和水分指标的工艺允许的下限, $Q_{1,\max}$ 、 $Q_{2,\max}$ 和 $Q_{3,\max}$ 分别为钙比、碱比和水分指标的工艺允许的上限; N_{\min} 和 N_{\max} 分别为组合槽个数的下

限和上限。

采用 PSO 算法求解式 (23) 和 (24) 的详细步骤见文献 [16]。

5 工业应用

某氧化铝厂的生料浆制备车间在采用优化控制方法之前, 该车间的配料和调槽主要采用人工操作的手段, 即配料操作员根据经验确定各种原料流量的设定值, 调槽操作员根据经验确定组合槽号。

采用美国 Foxboro 公司的 I/A 系列 DCS 开发了该生料浆制备过程的优化控制系统, 并将本文优化控制方法应用于该氧化铝厂的生料浆制备过程。由于 I/A 系列 DCS 具备强大的计算能力, 图 2 中的优化模型和优化方法均具有较快的运行速度。生料浆制备过程是一个长周期的生产过程, 从各种原料进入生产工序到形成生料浆产品需要若干个小时, 因此优化模型和优化方法的运行速度完全可以满足生产需求。

将采用优化控制后各项质量指标的实际值与往年同期时人工控制的各项质量指标实际值进行对比, 结果如图 10~图 12 所示。

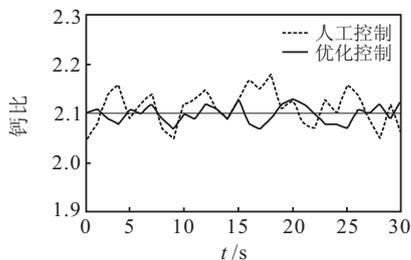


图 10 钙比指标的控制效果

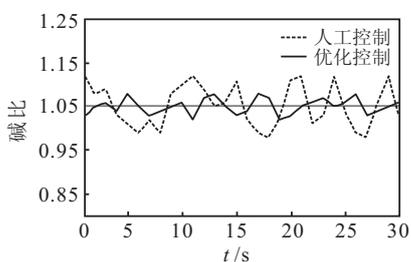


图 11 碱比指标的控制效果

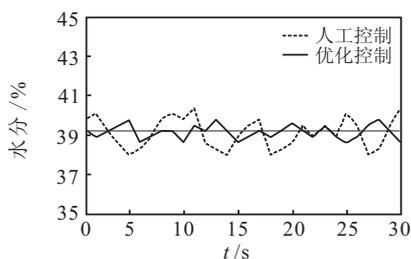


图 12 水分指标的控制效果

在图 10~图 12 中, 各项质量指标的目标值分别为 $Q_1^* = 2.1$ 、 $Q_2^* = 1.05$ 和 $Q_3^* = 39.2\%$ 。由图 10~图 12 可以看出: 1) 与人工控制相比, 采用本文所提出

的优化控制方法后, 各项质量指标的曲线更加平滑, 各项质量指标的实际值没有较大的波动, 说明生料浆各项质量指标的平稳性得到了提高; 2) 各项质量指标的实际值与目标值更为接近, 采用优化控制后, 各项指标的实际值与目标值的偏差明显小于人工控制时的偏差, 而指标偏差越小说明生料浆产品的质量越高, 因此, 优化控制方法显著提高了生料浆的质量。

6 结论

针对生料浆制备过程的工艺特点以及控制难点, 本文提出了该过程的智能优化控制方法并进行了应用验证。所提出的方法首先将生料浆制备过程的优化控制目标分解为各个子过程的优化控制目标; 然后针对各个子过程的优化控制难点, 分别采用不同的方法实现了各个子过程的优化控制; 最终实现了该过程的整体优化控制, 提高了生料浆的产品质量。

参考文献(References)

- [1] Skogestad S. Plantwide control: The search for the self-optimizing control structure[J]. J of Process Control, 2000, 10(5): 487-507.
- [2] Nathaniel Peters, Martin Guay, Darryl DeHaan. Real-time dynamic optimization of batch systems[J]. J of Process Control, 2007, 17(3): 261-271.
- [3] Woodward L, Srinivasan B, Robitaille B, et al. Real-time optimization of an off-gas distribution system of an iron and titanium plant[J]. Computers and Chemical Engineering, 2007, 31(4): 384-389.
- [4] Nath R, Alzein Z. On-line dynamic optimization of olefins plants[J]. Computers and Chemical Engineering, 2000, 24(2): 533-538.
- [5] Sebastia'n Eloy Sequeira, Moise's Graells, Luis Puigjaner. Real-time evolution for on-line optimization of continuous processes[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2002, 41(7): 1815-1825.
- [6] Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11(7): 733-764.
- [7] 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[J]. 自动化学报, 2008, 34(5): 505-515. (Chai T Y, Ding J L, Wang H, et al. Hybrid intelligent optimal control method for operation of complex industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(5): 505-515.)
- [8] 白锐, 柴天佑. 碱赤泥浆流量的非线性智能 PID 控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 783-786.

(Bai R, Chai T Y. Nonlinear intelligent PID control for the flowrate of red alkali slurry[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(4): 783-786.)

(下转第536页)