

一种解决蕴含不确定性信息的氧化铝配料问题的智能优化方法

孔玲爽^{1,2}, 阳春华¹, 王雅琳¹, 桂卫华¹

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 湖南文理学院 电气与信息工程学院, 湖南 常德 415000)

摘要: 针对原料质量不稳定和成分检测大滞后带来的信息不确定性, 提出了一种两级智能优化方法实现氧化铝配料过程中生料浆质量的优化控制. 该方法通过引入中间优化目标, 将优化问题分解为原料配比优化和料浆调配优化, 逐步弱化不确定信息对生料浆质量的影响. 配比优化基于入槽生料浆质量预测模型, 设计了专家分级推理机制, 实现多质量指标约束条件下的配比优化设定; 调配优化将不确定的生料浆质量信息引入调配优化模型约束中, 采用改进遗传算法求解最优调配方案, 配制高质量的生料浆. 将提出的方法应用于国内某厂氧化铝配料过程, 实现了生料浆质量指标的优化控制, 简化了工艺流程, 为存在信息不确定的长流程工业过程的优化控制提供了范例.

关键词: 氧化铝; 配料; 不确定; 智能优化; 专家分级推理; 遗传算法

中图分类号: TP29 **文献标识码:** A

Intelligent optimization of raw material blending for alumina production with information uncertainty

KONG Ling-shuang^{1,2}, YANG Chun-hua¹, WANG Ya-lin¹, GUI Wei-hua¹

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

2. College of Communication and Electric Engineering, Hunan University of Arts and Science, Changde Hunan 415000, China)

Abstract: Considering the uncertainty of raw material quality and time-lagging in composition measurement, a two-stage intelligent optimization method is proposed to realize the optimal control of slurry quality for the raw material blending process in alumina production. By introducing an intermediate optimization objective, the blending optimization problem is decomposed into two stages, i.e. the optimization of the mixture ratio and the optimization of slurry combination, to reduce the effect of uncertainty step by step. In the mixture-ratio optimization, an expert hierarchical reasoning strategy based on the quality prediction model is proposed to optimize the mixture ratio with multi-index constraints. Then, an optimal combination model with uncertainty is built by incorporating the uncertainty of raw slurry quality into constraints, and an improved genetic algorithm is used to solve it. The proposed approach has been applied to the blending process of an alumina factory of China, and the optimal control of slurry quality is realized and the blending process is simplified.

Key words: alumina; raw material blending; uncertainty; intelligent optimization; expert hierarchical reasoning; genetic algorithm

1 引言(Introduction)

烧结法氧化铝生料浆配料过程是将多种原料与后续工序返回的液体物料按一定配比进行混合, 磨制符合熟料烧结要求的合格生料浆. 但矿源的不稳定和返回液质量的波动加上生料浆质量检测的大滞后使配料计算所需信息存在不确定性, 基于物料平衡原理的配比计算难以满足工艺要求, 在经过操作人员反复计算和调整情况下, 磨制的生料浆质量指标仍然波动大、合格率低, 不得不增加3次调配工序以获得满足工艺要求的生料浆. 为考虑配料过程存在的不确定性, Zhang^[1]和Shih^[2]等人在汽油调和和配煤过程中将原料质量参数以随机变量形式引入优

化模型中实现过程的不确定优化, 但是, 这种不确定优化的前提是获取不确定参量的数学描述, 如概率分布、隶属度函数等. 在氧化铝生料浆配料过程中, 原料种类的改变与原料质量的变化以及生产过程中的随机扰动等都带来了建模与优化所需信息的不确定性, 在现有生产条件的限制下, 无法获取这些不确定信息的数学描述, 限制了这类不确定优化方法的应用.

然而, 在长期的氧化铝配料生产过程中, 积累了大量的历史数据和丰富的专家经验, 这为神经网络和专家系统等智能方法^[3,4]的应用提供了前提. 为此, 本文针对氧化铝配料过程不确定信息难以描述

的特点,在工艺流程分解的基础上,提出了氧化铝生料浆配料两级智能优化方法.以送往熟料窑的生料浆质量为终点优化目标、入槽生料浆质量为中间优化目标,将配料优化问题分解为原料配比优化和料浆调配优化,通过实时调整中间优化目标,分段弱化不确定信息对生料浆质量的影响.在配比优化中,设计基于生料浆质量预测模型的专家分级推理机制,实现配比优化设定,提高入槽生料浆质量;然后将不确定生料浆质量信息引入调配优化模型约束中,基于改进遗传算法获得料浆调配的最优组合,提高送往熟料窑的生料浆质量;最终实现整个生料浆配料过程的优化控制.

2 配料工艺描述(Description of blending process)

生料浆配料过程是将铝土矿、调整矿、石灰、碱粉、生料煤、碳分母液和硅渣等原料按一定配比送入管磨机,磨制的生料浆直接流入缓冲槽,再由缓冲泵打入A槽,将不同管磨机和不同时段配制的生料浆进行第1次混合调配;A槽灌满后,整点取样进行成分分析,操作人员根据当前A槽成份和B槽指标要求,凭经验进行反复组合计算,挑出一批合适的A槽混合后倒入B槽,完成生料浆的第2次调配;同样,B槽灌满后,整点取样分析,根据B槽料浆成分和送入熟料窑的生料浆指标,反复计算选出一批合适的B槽混合后倒入K槽,通过3次调配获得符合熟料烧结要求的生料浆送往熟料窑.其中,生料浆质量指标主要包括铝硅比 A/S 、碱比 $[N/R]$ 和钙比 $[C/S]$,计算公式为

$$A/S = \frac{A}{S}, [N/R] = \frac{aN}{A + bF}, [C/S] = \frac{cC}{S}. (1)$$

式中: $[\cdot]$ 表示物质的摩尔比; C, N, S, F, A 表示生料浆中氧化钙、氧化钠、氧化硅、氧化铁和氧化铝的质量百分比; a, b, c 表示物质摩尔数与质量之间的转换系数.

实际生产过程中,由于供矿来源的不稳定,铝土矿及其调整矿成分波动大且难以实时检测,只能从配矿工序获得滞后的离线分析数据;进入配料段的碳分母液和硅渣受到后续碳分工序和脱硅工序生产状态的影响,成分和流量波动大,而返回碱液从取样到分析滞后超过2小时.这些因素的存在使原料信息具有明显的不确定性.

与此同时,配料生产过程中从原料入磨到生料浆入槽,需经过0.5 ~ 1h;从生料浆入A槽、灌满A槽、A槽取样到成分分析,需2 ~ 3h;又从A槽生料浆混合后入B槽、灌满B槽、B槽取样到成分分析,需2 ~ 3h;再从B槽生料浆混合后入K槽、送往熟料窑的生料浆质量分析完毕还需2 ~ 3h.可见,配料过程中每一个环节的操作所产生的效果只能从数小时后的离线分析结果中得到反映.生产流程的大滞后和各槽生料浆成分检测的大滞后,使配料过程无法及时获取各个环节的生料浆质量信息,带来了配比计算所需质量反馈信息的不确定.

原料成分信息和质量反馈信息的不确定使得生料浆配料过程在物料配比计算的基础上,必须经过三次调配后,才能获得满足熟料烧结要求的生料浆,限制了生料浆的生产能力,增加了配料过程的能耗.

3 两级智能优化系统结构(Architecture of two-stage intelligent optimization)

根据生料浆配料过程特点,提出包括原料配比优化与料浆调配优化的两级智能优化系统结构,如图1所示.原料配比优化以提高入槽生料浆质量为目标,根据入磨原料成分、返回液成份,确定最优配比,并通过集散控制系统(DCS)实现各物料下料量的稳定控制;料浆调配优化以保证送往熟料窑的生料浆质量为目标,根据入槽生料浆质量指标进行组合计算,获得最优调配方案,实时控制倒槽泵运行,实现生料浆的优化调配.

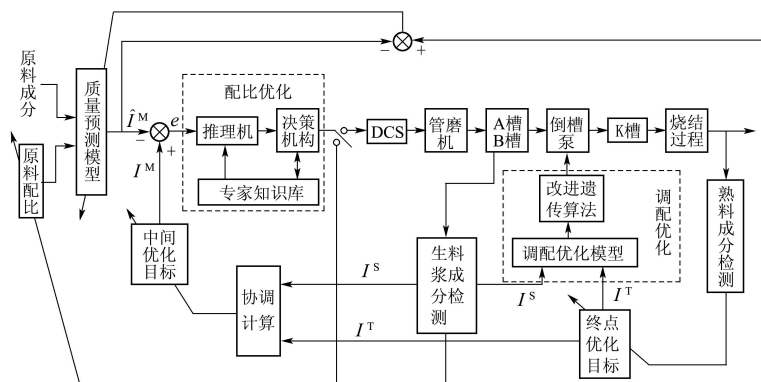


图1 两级智能优化系统结构

Fig. 1 Architecture of two-stage optimization system

其中: 送往熟料窑的生料浆(终点生料浆)质量作为终点优化目标(I^T), 其质量指标根据熟料烧结过程的生产状态实时确定; 以入槽生料浆(一次生料浆)质量作为中间优化目标(I^M), 其值根据终点优化目标和槽内已配制的生料浆质量(I^S)实时调整; 考虑到入槽生料浆质量检测的大滞后和生产过程扰动的影响, 建立基于物料平衡、神经网络和灰色偏差补偿的生料浆质量智能预测模型^[5], 并通过预测指标和离线检测的实际指标之间的偏差在线修正; 所建立的智能预测模型根据原料成分和拟定的原料配比实时预测入槽生料浆质量, 当预测质量($\hat{I}^M$)与中间优化目标存在偏差(e)时, 配比优化专家系统不断调整原料配比, 直到满足中间优化目标即入槽生料浆质量要求. 中间优化目标是前一级原料配比计算的质量优化目标, 也是后一级调配优化要求满足的质量前提, 其合理设定是保证两级优化协调的关键. 基于物料平衡原理, I^M 的计算公式为:

$$I^M = 2I^T - I^S. \quad (2)$$

式中: (I^T)根据熟料烧结要求确定, I^S 通过生料浆成分检测结果和质量预测模型共同确定, 以克服过程滞后和检测滞后带来的影响.

4 配比优化策略(Mixture ratio optimization strategy)

配比优化策略根据生料浆质量模型的预测值与中间优化目标的偏差, 采用专家分级优化推理技术实现原料配比的最优设定以配制满足生产要求的入槽生料浆, 其目标是寻找一种配比方案, 使预测值与目标值的差在要求范围内, 即

$$\text{find } U, \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} |e_{A/S}(U)| \leq E_{A/S}, \\ |e_{[N/R]}(U)| \leq E_{[N/R]}, \\ |e_{[C/S]}(U)| \leq E_{[C/S]}. \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$U = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ 表示原料配比方案, $u_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 为第 k 种原料的给料量;

$E_{A/S}, E_{[N/R]}$ 和 $E_{[C/S]}$ 为允许的边界值;

$e_{A/S}(U), e_{[N/R]}(U)$ 和 $e_{[C/S]}(U)$ 为中间优化目标 $I^M = [I_{A/S}^M, I_{[N/R]}^M, I_{[C/S]}^M]$ 与预测值 $\hat{I}^M = [\hat{I}_{A/S}^M, \hat{I}_{[N/R]}^M, \hat{I}_{[C/S]}^M]$ 的差, 即

$$(e_{A/S}(U), e_{[N/R]}(U), e_{[C/S]}(U)) =$$

$$(I_{A/S}^M, I_{[N/R]}^M, I_{[C/S]}^M) - (\hat{I}_{A/S}^M, \hat{I}_{[N/R]}^M, \hat{I}_{[C/S]}^M). \quad (5)$$

按照指标的重要程度, A/S 为一级推理, $[N/R]$, $[C/S]$ 依次次之, 为了方便, 可将式(4)和式(5)中变量的下标 A/S , $[N/R]$ 和 $[C/S]$ 分别用1, 2和3表示. 同时, 为了合理控制调整步长, 引入另一指标边界参数 $L_i (L_i > E_i, i = 1, 2, 3)$, $P_{i1}, P_{i2} (P_{i1} > P_{i2}, i = 1, 2, 3)$ 为调整步长, 则第 i 级推理过程为:

1) 如果 $|e_i| \leq E_i$, 则第 i 个指标值合格, 进入第 $i + 1$ 级推理; 否则转入2);

2) 如果 $|e_i| > L_i$, 则以 P_{i1} 为步长调整配比, 然后进入4); 否则转入3);

3) 如果 $E_i < |e_i| \leq L_i$, 则以 P_{i2} 为步长调整配比;

4) 调整后的配比输入质量预测模型计算. 如果 e_i 不在合法区域, 则继续重复第 i 级推理, 否则进入第 $i + 1$ 级推理.

5 调配优化策略(Slurry combination optimization strategy)

以送往熟料窑的生料浆指标与设定指标差最小为优化目标, 剩余槽指标和所选槽个数为约束条件建立调配过程优化模型. 这里, 为了减少生产过程和分析检测滞后带来的影响, 将没有成分分析结果的生料浆质量信息通过模型预测的方法引入约束中, 建立如下不确定优化模型:

$$\min [f_{A/S}(X), f_{[N/R]}(X), f_{[C/S]}(X)], \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} R_{A/S}^{\min} \leq R_{A/S}^{\text{und}}(X) \leq R_{A/S}^{\max}, \\ R_{[N/R]}^{\min} \leq R_{[N/R]}^{\text{und}}(X) \leq R_{[N/R]}^{\max}, \\ R_{[C/S]}^{\min} \leq R_{[C/S]}^{\text{und}}(X) \leq R_{[C/S]}^{\max}, \\ N^{\min} \leq N(X) \leq N^{\max} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示一种调配方案, n 为槽个数, 元素为1表示对应槽被选中, 反之为0;

$f_{A/S}(X), f_{[N/R]}(X)$ 和 $f_{[C/S]}(X)$ 分别为所选槽平均 A/S , 碱比 $[N/R]$ 和钙比 $[C/S]$ 与终点目标值 $I^T = (I_{A/S}^T, I_{[N/R]}^T, I_{[C/S]}^T)$ 的偏差的平方;

$R_{A/S}^{\max}, R_{[N/R]}^{\max}, R_{[C/S]}^{\max}, R_{A/S}^{\min}, R_{[N/R]}^{\min}, R_{[C/S]}^{\min}$ 分别为 A/S , 碱比 $[N/R]$ 和钙比 $[C/S]$ 工艺允许范围的上下限;

$N_{\max}$ 和 $N_{\min}$ 分别为组合槽个数的上下限;

$R_{A/S}^{\text{und}}(X), R_{[N/R]}^{\text{und}}(X)$ 和 $R_{[C/S]}^{\text{und}}(X)$ 表示剩余槽生料浆的平均 A/S , 碱比 $[N/R]$ 和钙比 $[C/S]$, 包括已

知的确定信息和滞后的不确定信息,统一表示为

$$R_i^{\text{und}}(X) = R_i^d(X) + R_i^{\text{und}},$$

$$i = A/S, [N/R], [C/S]. \quad (8)$$

$R_i^d(X)$ 为剩余槽中已有成分分析结果的所有生料浆的平均质量指标; R_i^{und} 表示没有成分分析结果的所有生料浆的平均质量指标,可采用质量预测模型^[5]进行预测。

$N(X)$ 为所选槽的总个数:

$$N(X) = \sum_{i=1}^n x_i. \quad (9)$$

式(6)~(9)为多目标0-1组合优化问题,采用文献[6]提出的改进遗传算法进行求解,获得最优倒槽方案,为熟料烧结提供高质量的生料浆。

6 工业应用(Industrial application)

提出的两级优化系统于2005年10月投入运行,图2和图3所示为系统投入运行前后入槽生料浆和送往熟料窑生料浆的质量对比结果。图2代表入槽生料浆质量,图3代表送往熟料窑生料浆质量。由图2可知,采用优化配比配制的生料浆指标值曲线较之人工配比结果显得更加平滑,说明入槽生料浆指标值的平稳性较之人工操作有了很大提高,能够有效解决人工调整配比时入槽生料浆指标波动大的问题,为调配过程的简化提供了可能。图3显示优化系统调配的生料浆指标值较之人工调配稳定,并且生料浆三个指标值都非常接近给定值,取 A/S 的合格波动范围为 ± 0.15 , $[N/R]$ 为 ± 0.02 , $[C/S]$ 为 ± 0.15 , A/S 落在合格范围内的值为94%, $[N/R]$ 和 $[C/S]$ 分别为99%和96%。

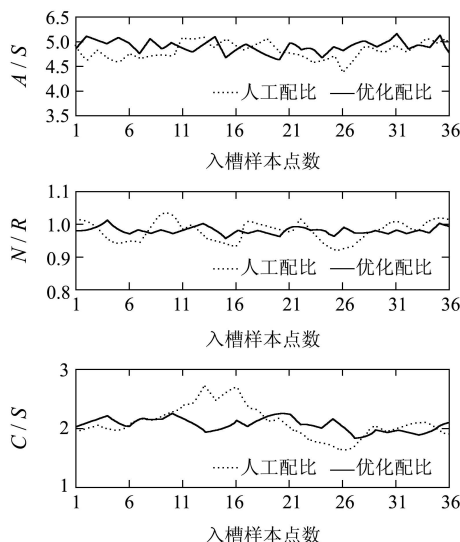


图2 入槽生料浆质量优化结果

Fig. 2 Optimization results of the first slurry quality

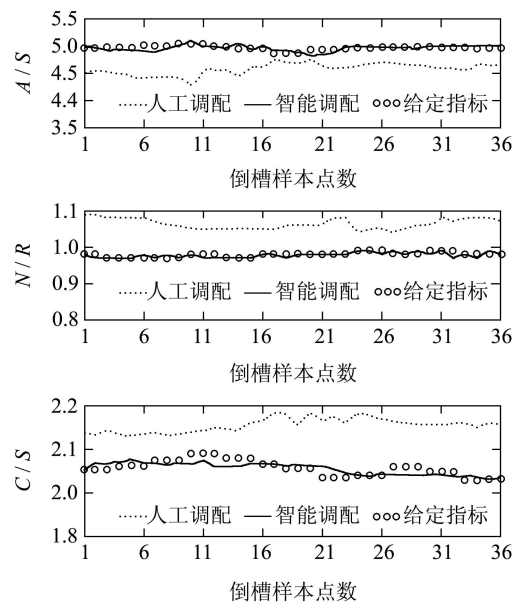


图3 调配生料浆质量优化结果

Fig. 3 Optimization results of the final slurry quality

系统应用后,由于入槽生料浆质量的提高,A槽内生料浆仅需一次调配就能满足熟料烧结要求,大大简化了工艺流程。这样,A槽和B槽均可用来存放管磨机磨制的生料浆,不仅提高了配料产能,并有效降低了生产能耗。

7 结论(Conclusion)

针对配料过程中存在的原料成分信息和质量反馈信息的不确定性,本文提出了基于过程分解的两级智能优化方法。该方法以送往熟料窑的生料浆质量为终点优化目标、入槽生料浆质量为中间优化目标,将配料优化问题分解为原料配比优化和料浆调配优,分段弱化不确定信息对生料浆质量的影响,并通过中间优化目标的实时调整实现两级优化的协调。实际应用效果表明所提出的优化方法有效解决了氧化铝配料过程的优化控制问题,提高了生料浆质量,简化了生产工艺,降低了能耗,提高了生产效率。

参考文献(References):

- [1] ZHANG Y, MONDER D, FORBES J F. Real-time optimization under parametric uncertainty: a probability constrained approach[J]. *Journal of Process Control*, 2002, 12(3): 373 - 389.
- [2] SHIH J S, CHRISTOPHER F H. Coal blending optimization under uncertainty[J]. *Journal of Process Control*, 1995, 83(3): 452 - 465.
- [3] 阳春华, 沈德耀, 吴敏. 焦炉配煤专家系统的定性定量综合设计方法[J]. *自动化学报*, 2000, 26(2): 226 - 232.
(YANG Chunhua, SHEN Deyao, WU Min. Synthesis of qualitative and quantitative methods in a coal blending expert system for coke oven[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(2): 226 - 232.)

- [4] 鲍雅萍, 马金元, 宋强. 基于灰色神经网络的烧结矿碱度组合预测[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 791 – 793.
(BAO Yaping, MA Jinyuan, SONG Qiang. Combination forecasting of sintered ore alkalinity based on grey neural network[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(4): 791 – 793.)
- [5] 李劫, 孔玲爽, 阳春华. 氧化铝烧结法生产的生料浆质量预测模型及应用[J]. 中国有色金属学报, 2006, 16(3): 536 – 541.
(LI Jie, KONG Lingshuang, YANG Chunhua. Raw mix slurry quality prediction model used for alumina sintering production process[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2006, 16(3): 536 – 541.)
- [6] YANG C H, GUI W H, KONG L S, et al. A Genetic-algorithm-based optimal scheduling system for full-filled tanks in the processing of starting materials for alumina production[J]. *Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2008, 86(4): 804 – 812.

作者简介:

孔玲爽 (1979—), 女, 博士研究生, 主要研究领域为复杂工业过程建模与优化控制, E-mail: lshkong@mail.csu.edu.cn;

阳春华 (1965—), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为复杂工业过程优化控制、智能化系统与装置, E-mail: ychh@mail.csu.edu.cn;

王雅琳 (1973—), 女, 副教授, 主要研究领域为复杂工业过程智能集成建模与优化控制, E-mail: ylwang@mail.csu.edu.cn;

桂卫华 (1950—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为工业大系统控制理论、复杂工业过程建模、控制与优化, E-mail: gwh@mail.csu.edu.cn.