

全局优化视角下的有色冶金过程建模与控制

周晓君, 阳春华[†], 桂卫华

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 为提高生产效率、降低能源消耗、减少环境污染, 需要对有色冶金过程进行建模, 在系统模型的基础上, 通过控制与优化技术, 使过程系统运行在最优工况. 本文以几个典型有色冶金过程为背景, 阐述有色冶金过程建模、控制与优化三者之间的内在关联; 从科学研究层次的角度上指出建模、控制与优化分属于不同层次的问题, 且从方法论的角度指出建模、控制分两步进行: 选择模型结构和估计模型参数、选择控制器结构和整定控制器参数, 有色冶金过程系统模型、控制器的结构和参数确定问题均可以看成是非凸优化问题; 探讨了全局优化视角下, 建模、控制问题转化为优化问题以及在求解优化问题过程中存在的难点, 提出解决这些难点的一些可行方案.

关键词: 有色冶金过程; 系统建模; 过程控制; 全局优化

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Modeling and control of nonferrous metallurgical processes on the perspective of global optimization

ZHOU Xiao-jun, YANG Chun-hua[†], GUI Wei-hua

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: To improve productivity, reduce energy consumption and environmental pollution for a nonferrous metallurgical process, it is necessary to build a model and based on the model we can apply control techniques to operate the process in a possibly global optimal way. We illustrate the relationship between modeling, control and optimization for several classical nonferrous metallurgical processes, showing that they are different problems on different levels in terms of the proposed hierarchy of scientific research. Both modeling and control consist of two steps: the structure selection and parameter optimization. The parameter optimization can generally be considered as a nonconvex optimization problem. The difficulties in transforming modeling and control into an optimization problem as well as finding the corresponding solutions are discussed on the perspective of global optimization.

Key words: nonferrous metallurgical process; system modeling; process control; global optimization

1 引言(Introduction)

有色金属是指除铁、铬、锰3种金属以外的60多种金属, 作为我国国民经济和国防军工发展的重要基础材料和战略物质, 已广泛应用于机械、电子、化工、建材、航天、航空、国防军工等各个行业, 是支撑国家安全和国家重大战略的关键材料, 在国民经济发展中占有十分重要的地位. 有色冶金工业是指通过火法、湿法、电解等方法从有色金属矿、金属废料等原料中提炼有色金属的资源性行业, 是国民经济和国防建设的重要基础产业, 也是国家参与新世纪国际竞争的支柱产业^[1]. 我国有色金属工业发展迅猛, 近10多年来铜、铝、铅、锌等10种有色金属产量稳居世界第一, 但其发展面临着资源、能源和环境的严重制约, 节能降耗减排形势严峻. 尽管我国有色金属工业主要技术装备

水平已有大幅提升, 但与国外先进企业相比, 在生产效率、生产成本和能耗、物耗、环境污染及矿物回收率等方面仍有较大差距. 比如, 有色金属矿的采选回收率仅为50%~60%, 单位产品能耗比国际先进水平高15%左右^[2]. 其主要原因是由于我国有色金属工业矿石种类繁多、多金属共生、金属品位低, 引进的技术装备不能全面适应我国有色金属特性, 在实际工业生产过程中, 往往还需要依靠人工经验, 具有主观性和盲目性. 这表明, 有色冶金过程综合自动化水平还有待进一步提高. 为提高生产效率、降低能源消耗、减少环境污染等, 需要对有色冶金过程进行建模, 在系统模型的基础上, 通过控制与优化技术, 使过程系统自动运行在最优工况, 从而实现有色冶金过程的高效绿色生产.

收稿日期: 2015-04-02; 录用日期: 2015-05-15

[†]通信作者. E-mail: ychh@csu.edu.cn; Tel.: +86 731-88836876.

国家自然科学基金创新研究群体科学基金项目(61321003), 国家自然科学基金重点项目(61134006), 国家自然科学基金项目(61503416)资助.

Supported by Foundation for Innovative Research Groups of the National Natural Science Foundation of China (61321003), Key Program of National Natural Science Foundation of China(61134006) and National Natural Science Foundation of China (61503416).

然而, 由于我国有色金属原料来源范围广泛、成分复杂、品质不一, 造成有色金属冶炼工艺多种多样, 具有生产流程长、工艺机理复杂、生产过程不确定性严重、生产过程关联耦合严重等特殊特性, 这些特点给我国有色冶金生产过程自动化的建模、控制与优化带来了许多困难. 本文结合作者多年来在有色冶金自动化领域的研究工作, 以湿法炼锌生产过程、铝土矿磨矿分级过程以及铜浮选过程等为背景, 阐述有色冶金过程建模、优化与控制三者之间的内在关系, 并探讨在全局优化视角下, 建模、控制问题转化为优化问题以及在求解对应优化问题过程中存在的难点, 并提出解决这些难点的一些可行方案.

为使读者更好地理解有色冶金过程建模、控制与优化三者的内在关联, 本文从两条主线探讨科学研究的层次, 即: i) 问题和方法的层次性(如图1所示); ii) 科学研究的层次性(如图2所示).

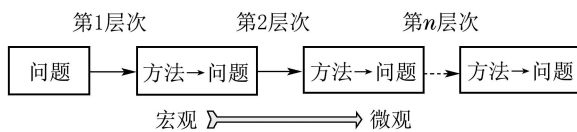


图1 问题和方法的层次性

Fig. 1 Problems and methods in different levels

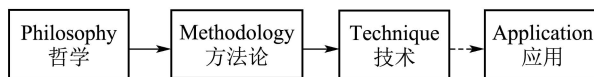


图2 科学研究的层次性

Fig. 2 Scientific research in different levels

从问题和方法的层次性看, 问题和方法往往是相对的, 比如以提高生产效率、降低能源消耗、减少环境污染等为问题, 建模、控制与优化是方法, 这是第1个层次; 与此同时, 建模、控制与优化又变成一个新的问题, 即如何建立模型、设计怎样的控制器、采用何种优化算法. 以建模为例, 在第1个层次, 它是解决生产效率等问题的方法, 在第2个层次, 它变成一个问题, 而机理建模、数据建模、集成建模等是方法, 在第3个层次上, 机理建模或数据建模将变成一个问题, 比如如何选择模型结构和估计模型参数, 为此, 需要用到模型结构选择方法和模型参数估计方法.

以此类推, 直到某一个层次的问题是经典的容易解决的问题为止, 这是一个从宏观到微观的过程. 对于整个建模过程, 在模型参数估计问题上, 可以通过最小二乘方法(准则)将参数估计问题转变成一个优化问题, 从而需要用到优化方法来解决该优化问题. 特别值得注意的是, 这个优化方法是相对优化问题来说第1个层次的方法, 它又将变成一个新的问题, 意思是不存在第1个层次的优化方法可以彻底解决第1个层

次的优化问题, 换句话说, 就是不存在有效地解决一般优化问题的统一优化算法. 这个第1层次的优化方法是将第1层次的较难优化问题变成第2层次的相对容易优化问题, 而第2层次的优化问题则需要通过第2层次的优化方法变成更容易的第3层次的优化问题, 以此类推, 直到某个层次的优化问题变成已经能高效解决的优化问题, 比如某些凸优化问题. 所以说, 广义上的优化方法是各个层次上优化方法的总和.

另一方面, 从科学研究的层次性看, 将某种已有建模、控制与优化方法直接用于解决生产效率、能源消耗、环境污染等问题, 是属于应用的层次, 因为在该层次上, 建模、控制与优化被当作一种方法. 一个较高的层次是将建模、控制与优化看成问题, 研究建模、控制与优化方法下一个层次的方法, 比如模型结构选择方法、模型参数估计方法, 这是属于技术的层次. 一个方法论上的层次是指研究机理建模、数据建模、集成建模等方法, 在该层次上, 模型结构选择和模型参数估计均看成是问题. 一个哲学上的层次, 比如一分为二的思想, 是研究各种方法论, 比如基于数据的建模需要先做什么, 后做什么.

2 最优化问题和最优化方法(Optimization problems and methods)

2.1 最优化问题(Optimization problems)

从数学描述上看, 最优化问题的一般形式如下:

$$\begin{aligned} \min_x & (f_1(x), \dots, f_p(x))^T, \\ \text{s.t.} & g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m, \\ & x \in \Omega \subseteq \mathbb{R}^n, \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为决策变量; $f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x)$ 为目标函数, p 为目标函数的个数; $g_i(x) \leq 0$ 为第 i 个约束条件, m 为约束条件的个数; Ω 为搜索范围, 通常为一个闭集.

当 $p > 1$ 时, 问题(1)是一个多目标优化问题; 当 $p = 1$ 时, 问题(1)是一个单目标优化问题; 当 $p = 0$ 时, 问题(1)是一个可行性问题. 最优化问题又可以根据有、无约束, 分为约束优化问题 and 无约束优化问题; 还可以根据变量的取值是连续的还是离散的, 分为连续优化问题和离散优化问题(包括组合优化和整数规划). 以上根据目标函数的个数、有无约束、变量取值情况又可以细分为不同名称的优化问题.

注1 在工程优化领域, 如果 $m = 0$, 只有搜索范围 Ω 的限制, 比如变量的上、下界约束, 问题(1)通常被看成一个无约束优化问题; 而在运筹学领域, 含有上、下界约束的优化问题通常称为箱型约束优化问题. 另外, 在工程应用领域, 可行性问题通常因为被忽视, 没有被看成是优化问题. 实际上, 比如下面的可行性问题:

$$\begin{cases} \text{find } x, \\ \text{s.t. } g(x) \leq 0, \end{cases} \quad (2)$$

可以通过引入辅助变量的方法, 转化为求解下面标准形式的优化问题:

$$\begin{cases} \min t, \\ \text{s.t. } g(x) \leq t. \end{cases} \quad (3)$$

容易看出, 当问题(3)的最优目标函数值 $t \leq 0$, 则对应问题(3)的解 x 可以当作问题(2)的一个可行解.

最优化问题复杂难易程度的分界线一直是个值得商讨的问题, 于是便有了线性规划和非线性规划、凸优化问题和非凸优化问题的划分^[3-4]. 在运筹学中, 目标函数和约束条件都是线性的最优化问题称为线性规划(linear programming, LP)问题; 当目标函数或约束条件至少有一个是未知量的非线性函数, 便成了非线性规划(nonlinear programming, NLP)问题. 当目标函数为凸函数且由约束条件得到的可行域为凸集的最优化问题称为凸优化问题, 否则称为非凸优化问题. 常见的凸优化问题不仅包括线性规划问题, 还包括下面的一些非线性规划问题^[4]:

- 二次规划

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & \frac{1}{2} x^T Q x + c^T x, \\ \text{s.t. } & A x \leq b, Q = Q^T \geq 0. \end{aligned}$$

- 二次约束二次规划

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & \frac{1}{2} x^T P_0 x + q_0^T x, \\ \text{s.t. } & \frac{1}{2} x^T P_i x + q_i^T x \leq 0, i = 1, \dots, m, \\ & A x = b, P_j = P_j^T \geq 0, j = 0, 1, \dots, m. \end{aligned}$$

- 半正定规划

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & c^T x, \\ \text{s.t. } & F_0 + x_1 F_1 + x_2 F_2 + \dots + x_n F_n \leq 0. \end{aligned}$$

- 二阶锥规划

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & f^T x, \\ \text{s.t. } & \|A_i x + b_i\|_2 \leq c_i^T x + d_i, i = 1, 2, \dots, m, \\ & F x = g. \end{aligned}$$

注2 线性规划问题及上面提到的特殊非线性规划问题均为凸优化问题, 已有成熟的数学优化软件包可以有效地求得这几个问题的全局最优解. 然而, 对于绝大多数优化问题, 需要通过一系列的策略和技术(每个系列的策略和技术对应一个层次的优化方法), 不等价地转化成这几个经典优化问题, 求得原始问题局部最优解.

2.2 最优化方法(Optimization methods)

求解最优化问题的方法称为最优化方法, 它的设计往往与求解问题的目的与要求相关. 比如, 无约束单目标优化问题, 它的目的是找到搜索范围内的一个解 $x^* \in \Omega$, 使得

$$f(x^*) \leq f(x), x \in \Omega.$$

对于约束单目标优化问题, 它的目的是找到可行域内的一个解 $x^* \in \Omega$ 且 $g_i(x^*) \leq 0, i = 1, \dots, m$, 使得

$$\begin{aligned} f(x^*) & \leq f(x), \\ \forall x \in \Omega, & g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m. \end{aligned}$$

大多数优化算法是直接由单目标无约束优化问题入手, 研究生产候选解的策略, 它可以分为确定性方法和随机性方法两大类.

确定性方法是指每次迭代产生的候选解是确定的, 比如最速下降法、牛顿法等, 它们的迭代公式如下:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k,$$

其中: α_k 为步长, d_k 为搜索方向, 不同的确定性算法产生搜索方向和步长的机制不一样, 如最速下降法中 $d_k = -\nabla f(x_k)$, 牛顿法中 $d_k = -[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k)$, 均是确定的.

随机性方法的一个很大特点就是每次产生的候选解是随机和不确定的. 比如遗传算法, 它是通过交叉和变异算子产生候选解, 其中交叉和变异的位置是随机的. 又比如粒子群优化算法, 其中的速度更新方程中存在着 $[0, 1]$ 范围均匀分布的随机数. 在状态转移算法^[5-8]中, 每个状态看成优化问题的一个解, 其更新过程看成是状态转移, 其统一形式为

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k, \\ y_{k+1} = f(x_{k+1}), \end{cases}$$

其中: x_k 为当前状态, 对应优化问题的一个解; u_k 是当前状态和历史状态的函数; $f(\cdot)$ 为目标函数或适应度函数; A_k, B_k 是状态转移矩阵, 为随机矩阵, 其作用相当于优化算子. 可以看出, 通过上面的状态转移过程, 产生的候选解是随机和不确定的.

注3 不同的最优化算法, 对于无约束优化问题, 是产生候选解的方式(算子)不一样; 对于约束优化问题, 则还包括对候选解的选择机制不一样, 从而形成多种多样的优化算法.

2.3 非凸优化问题和全局优化方法(Nonconvex optimization problems and global optimization methods)

上面已经提到, 当目标函数为非凸函数, 或者由约束条件得到的可行域为非凸集时, 问题(1)便成了非凸优化问题, 它包含绝大多数实际问题, 而全局优化方法通常是指解决一般非凸优化问题的方法. 根据引言部分提出的科学研究层次性理论可知, 全局优化方法是指将上层一般优化问题逐步变成下层容易求解优化问题的方法的总和. 考虑到建模和控制问题可以转化为优化问题, 从问题和方法的层次性上来看, 广义的全局优化方法还包括将建模和控制问题变成优化问题并对之求解的一系列方法, 即优化模型确定方法

和优化问题求解方法。

注4 最优化算法的目的是在最短的时间内找到最优化的最优解, 当最优化问题时为非凸时, 则其目标是全局最优解。由此可知, 全局优化方法是一种“纯理想”的方法, 从问题和方法的层次性上看, 它要求求解原始实际问题的各个层次的方法均是最优。

注5 某些熟知的全局优化算法, 比如遗传算法、粒子群优化算法等, 仅仅是试图求解非凸优化问题的方法, 它们与梯度法不同, 不囿于在某个局部范围内进行搜索, 能否找到全局最优解往往无法保证, 求解过程的代价往往也不是最优的。考虑到问题和方法的层次性和相对性, 从非凸优化问题这个层次来说, 遗传算法、粒子群优化算法可以看成是全局优化算法; 但从下一个层次来说, 这些优化算法本身衍变成一个新的问题, 即如何找到全局最优解, 如何使搜索时间最短。因此, 这些名义上的全局优化算法离实际需要的全局优化方法相距甚远。

3 全局优化视角下的有色冶金过程建模 (Process modeling of nonferrous metallurgy on the perspective of global optimization)

3.1 有色冶金过程建模的方法论(Methodology of process modeling of nonferrous metallurgy)

假定有色冶金过程某个系统对象的输入是 x , 输出是 y , 系统建模就是根据从该对象采集的输入输出数据样本 $(x_i, y_i, i = 1, \dots, N, N$ 是样本的个数), 建立反映输入输出关系(即揭示研究对象的内在规律, 以对象输出和模型输出相吻合程度作为检验)的系统模型(它通常包含两部分: 选择模型结构和估计模型参数), 换句话说, 有色冶金过程建模就是根据对象的输入输出数据, 选择一个模型结构和估计对应模型参数, 使模型的输出与实际对象的输出误差最小。

在实际建模过程中, 模型结构通常是由机理分析、函数逼近等先验知识得到, 模型参数则通过求解使对象输出与模型输出误差最小的优化问题来获取。优化在系统建模过程中的作用如下: 一方面, 它需要在选择模型结构和设计辨识准则的基础上建立适当的优化模型; 另一方面, 它需要设计优化算法对该优化模型进行求解。

3.2 有色冶金过程模型结构选择和模型参数估计技术 (Structure selection and parameter estimation in process modeling of nonferrous metallurgy)

上面讲述的方法论提供了系统建模的基本思路, 即先选择模型结构, 再估计模型参数。针对有色冶金过程特点带来的模型结构选择和模型参数估计上的困难, 这里讨论系统模型结构选择和模型参数估计技术。

3.2.1 有色冶金过程系统模型结构选择技术 (Structure selection techniques for nonferrous metallurgical process system)

由于有色冶金过程本质上存在着非线性、时滞等现象, 简单地采用线性或者近似线性的模型结构无法反映真实输入、输出之间的关系, 故有色冶金过程系统模型通常采用非线性模型结构。与线性系统的单一结构不同, 非线性系统的模型结构多样, 通常没有统一的形式。

另一方面, 系统的模型结构可以是静态的代数方程

$$\hat{y} = f(x, \theta), \quad (4)$$

也可以是动态的微分方程

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= g(t, x(t), u(t), \theta_1), \\ \hat{y}(t) &= h(t, x(t), u(t), \theta_2), \end{aligned} \quad (5)$$

或差分方程

$$\begin{aligned} x(k+1) &= g(k, x(k), u(k), \theta_1), \\ \hat{y}(k) &= h(k, x(k), u(k), \theta_2), \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $f(\cdot), g(\cdot), h(\cdot)$ 为非线性函数; \hat{y} 是系统模型的输出; 为统一描述, 令 $\theta = [\theta_1^T \ \theta_2^T]^T$ 为重排后的参数向量。

下面以几个典型有色冶金过程工艺为范例, 阐述在实际应用中模型结构的选择技术。

1) 湿法炼锌生产过程。

常压富氧直接浸出炼锌工艺, 是目前世界上先进的锌冶炼新工艺, 主要由磨矿、浸出、净化和电解等工序组成, 如图3所示。首先, 锌精矿通过磨矿、浆化后, 进入搅拌式反应器, 在高温和常压下, 通过向反应器中连续地添加氧气和电解后的废硫酸(简称“废酸”), 得到硫酸锌溶液和单质硫, 通过浮选分离单质硫; 然后中和除铁, 得到含有多种杂质离子的硫酸锌中性上清液; 再对中性上清液进行净化, 除去有害的金属杂质离子; 最后对除杂后的新液进行电解, 得到锌单质(详见文献[9-18])。

• 针铁矿法沉铁过程。

由于浸出溶液中的铁离子会影响锌的浸出率及后续锌电解工艺, 因此沉铁是湿法炼锌的一项重要除杂工序。目前, 广泛使用的沉铁方法有3种: 黄钾铁矾法、针铁矿法和赤铁矿法。针铁矿法沉铁由于沉铁渣好、结晶体大, 且容易过滤, 是某冶炼厂湿法炼锌工艺中采用的沉铁方法, 它的基本原理是在硫酸锌溶液中通入氧气把 Fe^{2+} 氧化为 Fe^{3+} , Fe^{3+} 水解形成针铁矿聚合物而沉淀。

针铁矿法沉铁工艺流程如图4所示, 沉铁反应器沿着溜槽呈高低状依次安装, 沉铁后液经溜槽首先进入1#沉铁反应器, 1#沉铁反应器溢液经溜槽依次流入2#-5#沉铁反应器, 5#沉铁反应器溢液即为针铁

矿法沉铁后液. 五个反应器根据低铁离子浓度下降梯度的要求通入一定流量的氧气; 1#-4#沉铁反应器根据反应器内溶液的pH值分布要求加入一定量的焙砂(主要成分是ZnO); 为了加快针铁矿的形成速率和

满足5#沉铁反应器出口溶液的含固量要求, 1#沉铁反应器需要适量添加返流晶种; 浓密机的上清液送往下一个工序, 浓密机的底流大部分送到压滤机去压滤产生铁渣, 少部分作为晶种返流^[19-21].

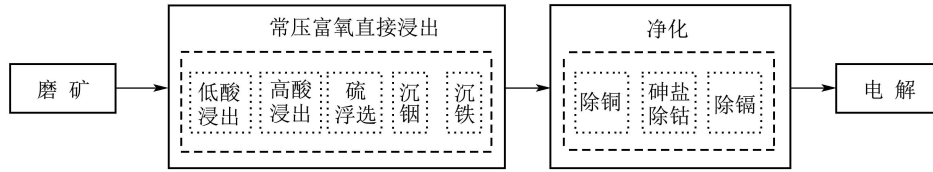


图3 直接浸出炼锌工艺流程图

Fig. 3 The flow chart of the atmospheric direct leaching technology for zinc recovery

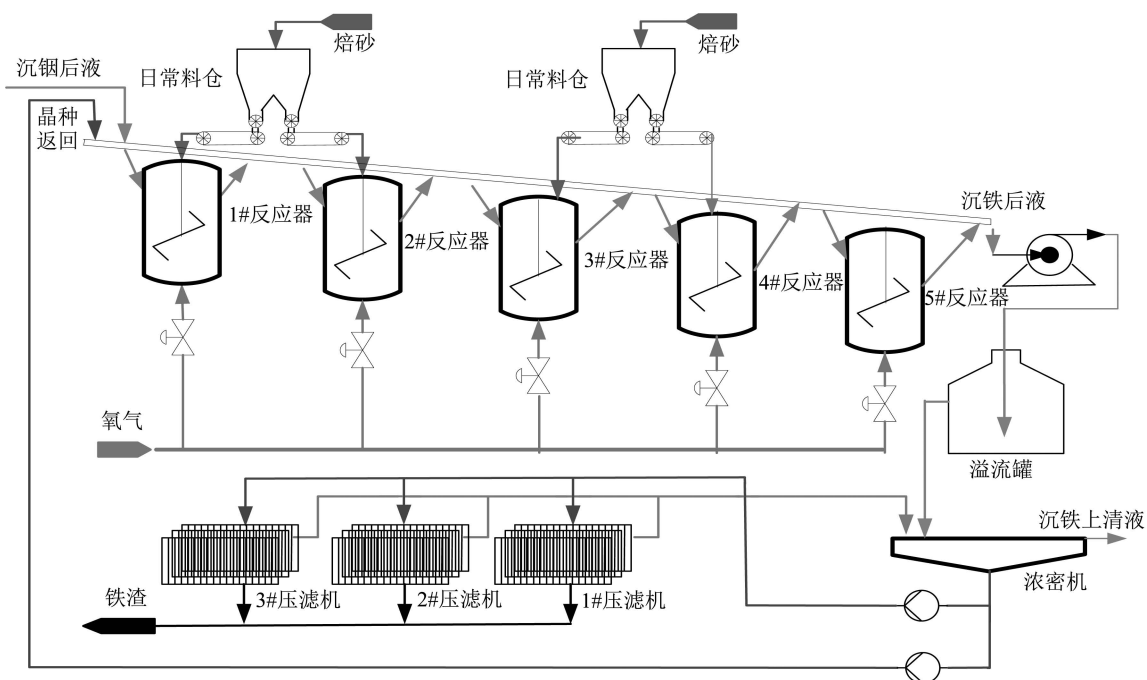
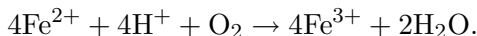


图4 针铁矿法沉铁工艺流程示意图

Fig. 4 The process of iron precipitation by goethite

沉铁反应器内主要的化学反应有以下3种:

i) Fe^{2+} 的氧化反应:

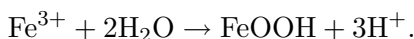


根据 Fe^{2+} 离子浓度的质量平衡, 有

$$\frac{dC_{Fe^{2+}}}{dt} = \frac{F}{V}(C_{Fe^{2+},in} - C_{Fe^{2+}}) - 4r_1,$$

其中: F 为沉钢后液流量, V 为反应器的有效体积, $C_{Fe^{2+},in}$, $C_{Fe^{2+}}$ 分别为反应器入口和反应器中的 Fe^{2+} 浓度, r_1 为氧化反应的反应速率, 其计算公式为 $r_1 = k_1 C_{Fe^{2+}}^{\alpha_1} C_{H^+}^{\beta_1} C_{O_2}^{\gamma_1}$, k_1 为其反应速率常数.

ii) Fe^{3+} 的水解反应:

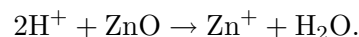


根据 Fe^{3+} 离子浓度质量平衡, 有

$$\frac{dC_{Fe^{3+}}}{dt} = \frac{F}{V}(C_{Fe^{3+},in} - C_{Fe^{3+}}) + r_1 - r_2,$$

其中: $C_{Fe^{2+},in}$, $C_{Fe^{2+}}$ 分别为反应器入口和反应器中的 Fe^{3+} 浓度, r_2 为水解反应的反应速率, 其计算公式为 $r_2 = k_2 C_{Fe^{3+}}^{\alpha_2}$, k_2 为其反应速率常数.

iii) H^+ 的中和反应:



根据 H^+ 离子浓度质量平衡, 有

$$\frac{dC_{H^+}}{dt} = \frac{F}{V}(C_{H^+,in} - C_{H^+}) + 3r_2 - 4r_1 - 2r_3,$$

其中: $C_{H^+,in}$, C_{H^+} 分别为反应器入口和反应器中的 H^+ 浓度, r_3 为中和反应的反应速率, 其计算公式为 $r_3 = k_3 m C_{H^+}^{\alpha_3}$, k_3 为其反应速率常数, m 为反应器

中添加的焙砂量。

• 锌电解过程分时供电优化调度。

湿法炼锌生产过程的最后一道工序是电解, 锌电解过程是一个大的耗能过程, 所耗电量占整个湿法冶炼过程耗电量的80%。目前, 我国电力部门的电费采取分时计价政策, 将一天分为4个不同时段(平段、尖峰、高峰、低谷), 在不同的时段, 电价不一样。一方面, 依据分时计价政策, 若在计价系数高的用电高峰段, 采用低电流密度生产; 计价系数低的用电低谷段, 采用高电流密度生产, 将显著降低锌电解过程的用电费用。另一方面, 若电流密度过高或过低, 将导致锌电解过程电耗高、电效低等情况。为此, 综合考虑分时计价和锌电解生产状况对获取最佳分时供电方案很有必要^[22-23]。

在保证锌电解产量和质量的前提下, 为使锌电解生产全天的直流电费最低, 锌电解分时供电优化

以全天直流耗电费用为优化目标, 求取4个不同时段的最优电流密度, 由此可得锌电解分时供电优化模型为

$$\min J = \sum_{i=1}^4 p_i \times V_i \times D_{ki} \times S \times t_i \times n,$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} V_i = a_0 + a_1 D_{ki}, \\ \sum_{i=1}^4 q \times D_{ki} \times t_i \times n \times \eta_i = \text{const}, \\ \eta_i = b_0 + b_1 D_{ki} + b_2 D_{ki}^2 + b_3 D_{ki}^3 + b_4 D_{ki}^4, \\ D_{k \min} \leq D_{ki} \leq D_{k \max}, \end{cases}$$

其中: p_i 为第 i 时段的分时电价(元/(kW·h)); V_i 为电解槽的槽电压(V); D_{ki} 为电流密度(A/m²); S 为电流所通过的面积(m²); n 为电解槽的槽数; q 为锌的电化当量; η_i 为电流效率; const为锌日计划产量(t); $D_{k \min}$ 和 $D_{k \max}$ 为锌电解允许的最低和最高电流密度(A/m²)。

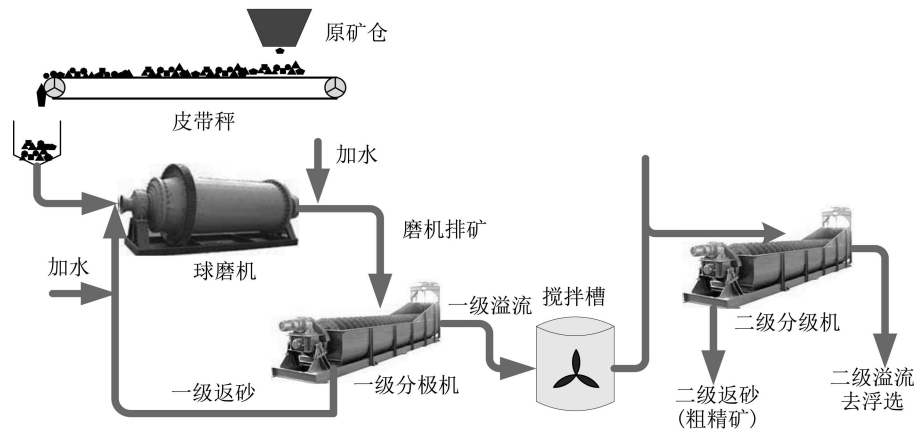


图5 铝土矿球磨分级过程工艺流程

Fig. 5 The process of grinding and classification for bauxite

2) 铝土矿磨矿分级过程。

我国是氧化铝生产大国, 虽然铝土矿资源丰富, 但多为一水硬铝石型铝土矿, 含硅高、铝硅比较低, 针对我国铝土矿的特点, 我国学者开发了具有自主知识产权、国际首创的氧化铝生产新技术——选矿拜耳法, 通过破碎-磨矿-分级-浮选提高矿石的铝硅比, 从而使其满足拜耳法生产工艺要求, 降低了氧化铝的生产成本, 是一种很有前景的高硅铝矿石处理方法。磨矿的目的是将矿石磨至一定的细度, 使有用矿物与脉石分离, 得到基本单体解离的矿粒。分级根据不同粒度和密度的矿粒在介质中沉降速度不同把物料分离成返砂和溢流两个粒度级别的过程。铝土矿的磨矿分级流程如图5所示, 主要包括一段球磨机磨矿和两级螺旋分级机分级, 一级分级的

返砂返回再磨, 溢流经二级螺旋分级机分级后得二级返砂作为粗精矿供拜耳法生产, 而二级溢流进入泡沫浮选过程(详见文献[24-28])。

• 球磨机磨矿过程。

总体平衡模型广泛地应用于球磨机磨矿过程, 它将球磨过程用3个关键参数进行表述: 破碎分布函数、破碎速率函数、停留时间分布函数。已知这3个关键参数, 可建立磨机入口和出口之间的粒度分布关系, 而这3个关键参数与矿石的性质、操作条件、设备尺寸和磨矿介质参数具有密切的联系。总体平衡模型的基本原理是物料平衡, 即某个粒级在磨机内的变化率=给料-排料+生成-消失。在分批磨矿过程中, 既没有物料加入也没有物料排出, 因此某个粒级在磨机内的变化速率=消失+生成, 因

此时间连续粒度离散的分批磨矿总体平衡模型为

$$\frac{dw_i(t)}{dt} = -S_i w_i(t) + \sum_{\substack{j=1 \\ j > i}}^{i-1} b_{ij} S_j w_j(t),$$

其中: $w_i(t)$ 表示第 i 个粒级在 t 时刻的质量分数; b_{ij} 为破碎分布函数, 其物理意义是第 j 粒级的物料经过一次破碎后进入第 i 粒级的质量分数; S_i 为第 i 个粒级的破碎率函数, 反映了磨矿的速率, 它可以表示为

$$S_i = a(x_i/x_0)^\alpha \frac{1}{1 + (x_i/\mu)^\Lambda},$$

其中: x_i 为第 i 个粒级的直径, a, α, μ, Λ 为破碎率参数.

考虑到这些破碎率参数与磨机电流、磨机入口加水量、给矿量和给料粒度分布特征参数之间的关系, 文献[26]建立LS-SVM的软测量模型.

• 螺旋分级机分级过程.

分级效率常用来描述螺旋分级机分级性能的好坏, 它的物理意义是进入沉砂的各粒级物料的量与给料中相应粒级物料的量之比. 实际分级效率由校正分级效率和混杂数两部分组成:

$$E_a(i) = E_c(i) + a(i),$$

其中校正分级效率符合Rosin-Rammler分布, 可以表示为

$$E_c(i) = 1 - \exp[-0.693(\frac{d_i}{d_{50c}})^m].$$

上式中: d_i 表示第 i 粒级产品的粒度; d_{50c} 表示校正的分离粒度; m 是分离精度, 它是真正分级特性的量度, 其值越大, 真正分级作用就越强, 分级效果就越好.

此外, 混杂数由谢恒星等人经过反复研究, 其模型表示为

$$a(i) = E_{amin}[1 - (\frac{d_i}{d_{max}})^k].$$

上式中: E_{amin} 为最细粒级的实际分级效率; d_i 表示第 i 粒级产品的粒度; d_{max} 表示最大粒级的粒径; k 为混杂指数, 它是混杂程度的量度, 其值越大, 混杂越严重.

3) 铜浮选过程粗选工艺.

泡沫浮选是利用矿物粒子表面物理化学性质(主要是疏水性)的差异, 使矿物颗粒有选择性地被气泡粘附而实现不同矿物有效分离的选矿方法(见文献[29-37]).

为满足目标矿物冶炼要求, 需要添加化学药剂提高或降低目标矿物的可浮性以最大程度地富集目标矿物, 在实际生产过程中, 为了获得更好的经济效益, 在保证生产指标的情况下, 通过合理添加药剂以尽可能减少药剂消耗, 是当前浮选生产优先考虑的生产目标之一.

某铜浮选厂粗选工艺流程如图6所示. 将球磨后的矿浆泵送至水力旋流器; 在水力旋流器中, 满足粒度大小要求的矿浆流向搅拌槽, 否则返回至球磨机再磨. 在搅拌槽, 矿浆与药剂充分搅拌后进入铜粗选. 为保证铜浮选生产具有较高的精矿品位和回收率, 铜浮选工艺主要包括粗选、扫选和精选3个工序. 扫选工序的底流形成尾矿, 精选工序的溢流为精矿. 为了提高回收率, 扫选工序的溢流和精选工序的底流需要分离再磨后返回至粗选工序再次浮选.

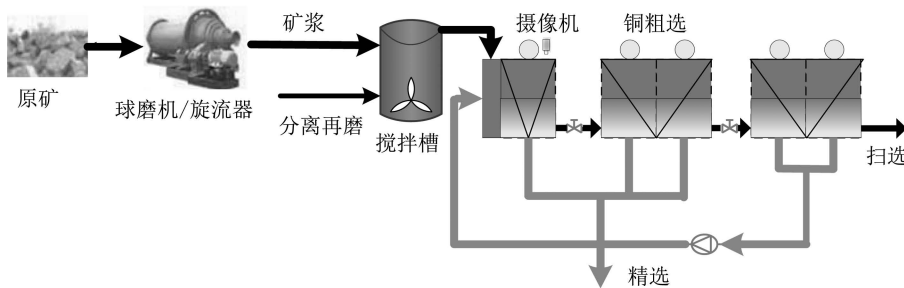


图6 铜浮选过程粗选工艺

Fig. 6 The roughing process of copper flotation

泡沫尺寸概率密度函数(probability density function, PDF)作为主要的浮选泡沫可视化特征之一, 它直接反映浮选生产工况, 与药剂量密切相关. 由于PDF一般为无法显式表达的非线性函数, 当选定某个核函数时, 比如B样条函数时, 用B样条函数估计泡沫尺寸PDF $r(x, w)$ 为

$$r(x, w) = \sum_{i=1}^n w_i B_i(x),$$

其中: $B_i(x)$ 为指定阶次的B样条基函数, w_i 为相应的权值, n 为基函数的个数.

当前泡沫尺寸PDF与药剂量和前一时刻泡沫尺寸PDF 相关, 可根据前一时刻的泡沫尺寸PDF 与当

前药剂量预测下一时刻的泡沫尺寸PDF. 考虑到它们之间的非线性关系及在给定核函数下, PDF与权值向量一一对应, 建立如下的多输出相关联的LS-SVM模型^[30]:

$$\mathbf{Y}(k+1) = \mathbf{W}^T \Phi(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{B},$$

其中: $\mathbf{X}(k)$ 为加药量和 k 时刻表征泡沫尺寸PDF的权值向量; $\mathbf{Y}(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻表征泡沫尺寸PDF的权值向量; \mathbf{W} 为为对角矩阵; \mathbf{B} 为偏差向量; $\Phi(\mathbf{X}(k))$ 为非线性映射, 比如高斯函数.

3.2.2 有色冶金过程系统模型参数估计技术(Parameter estimation techniques for system models of nonferrous metallurgical processes)

设实际对象的输出与系统模型的输出之差为 $e = y - \hat{y}$, 在建模过程中用到的输入、输出数据样本个数是 N , 在确定好模型结构后, 模型参数是通过求解下列优化问题来获取

$$\arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N L(e_i(\theta)), \quad (7)$$

其中: $L(\cdot)$ 为准则函数, 用来度量对象输出与模型输出的接近程度; $e_i(\theta) = y_i - \hat{y}_i(\theta)$. 常用的准则函数为最小二乘准则, 即通过求解下面优化问题:

$$\arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N [e_i(\theta)]^2$$

来获得最优的参数估计值.

在湿法炼锌生产过程针铁矿法沉铁工艺中, 沉铁反应器发生的3种化学反应的参数 $k_1, k_2, k_3, \alpha_1, \beta_1, \gamma_1, \alpha_2, \alpha_3$ 的估计, 文献[17, 21]采用的是改进的粒子群优化算法. 在锌电解过程分时供电调度中, 槽电压 V_i 与电流密度 D_{ki} 的关系中, 参数 a_0, a_1 的确定, 电流效率 η_i 与电流密度 D_{ki} 的关系中, 参数 b_1, b_2, b_3, b_4 的确定, 均是采用最小二乘的准则, 估计参数的技术则为传统的梯度法. 在球磨机磨矿过程中, 由于文献[30]建立了线性回归和LS-SVM模型, 另外在螺旋分级机分级过程及铜浮选过程粗选工艺, 由于采用了类似的模型, 故其参数估计技术均为梯度法.

注6 除了上面的最小二乘准则法, 下面的一些准则也用在模型参数估计上.

- 绝对值离差法:

$$\arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N |e_i(\theta)|.$$

- 最小均方差法

$$\arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [e_i(\theta)]^2.$$

- 最小均方根误差法

$$\arg \min_{\theta} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [e_i(\theta)]^2}.$$

这些不同的准则, 改变了目标函数的性态, 而某些全局优化算法正适合求解这类优化问题.

3.2.3 从全局优化视角看有色冶金过程模型结构选择和模型参数估计(Structure selection and parameter estimation of nonferrous metallurgical processes on the perspective of global optimization)

可以看出, 上面提到的3种典型有色冶金过程, 其建立的系统模型是与需求相关的. 有些模型直接为优化问题模型, 比如锌电解过程分时供电调度模型. 从全局优化的视角上看优化问题模型, 一方面看该优化问题的约束条件中是否考虑周到实际需要满足的各种约束, 各种变量的取值是否符合合理、是否是实际能操作调节的变量, 目标函数是否具有实际物理意义; 另一方面看估计的模型参数是否为全局最优. 对于锌电解过程分时供电调度模型, 其建模的难点是电流效率与电流密度关系的模型结构, 文献[22]中给出的是四次多项式拟合, 实际上还存在其他的模型结构, 正是由于选择模型结构的形式和阶次是凭经验选择的, 所以从全局优化的视角下看, 该模型结构很难说是否最优. 另外, 由于该优化问题为非凸优化问题, 存在多个局部最优解, 从全局优化的视角上看, 找到该优化问题的全局最优解也是很困难的. 所以需要全局优化算法来求解, 比如文献[22]采用了模拟退火算法.

至于非直接优化问题模型, 全局优化用在模型结构选择和模型参数估计上. 比如, 针铁矿法沉铁过程中模型结构的选择是由机理分析得出. 众所周知, 机理模型是有色冶金过程建模偏爱的模型, 因为它是根据物料平衡、能量守恒、物理化学反应规律等得出的, 且在长期的实践应用中得到验证. 因此, 可以认为机理模型结构是全局最优的模型结构. 在针铁矿沉铁过程中, 模型参数的估计是难点, 因为其对应的参数估计问题为非凸问题, 故文献[17, 21]采用改进的粒子群优化算法. 球磨机和螺旋分级机的模型为半机理模型, 它引入一些中间辅助参数, 比如破碎率参数、分离精度、混杂指数, 然后建立这些中间辅助参数与输入量(磨机电流、磨机入口加水量等)之间的关系. 这种建立模型结构的方式从全局最优的角度上看, 比完全采用机理建模弱显不足, 因为中间辅助参数与输入量关系的模型结构是凭个人经验给出的. 由于当前泡沫尺寸PDF与药剂量和前一时刻泡沫尺寸PDF的机理不清楚, 文献

[30]采用多输出关联的LS-SVM,这种采用纯数据建模的方式,比半机理建模相比,只能说是差强人意,因为其模型结构的选取带有很强的主观性和任意性,不能说是全局最优的。

因此,从全局最优的视角来看,选择系统模型结构最好采用机理模型,其次是半机理模型,再者是纯基于数据的模型。由此说来,充分挖掘有色冶金过程的内在机理是建立一个好模型的基础。在模型参数估计上,利用搜索能力很强的全局优化方法是准确估计模型参数的必然途径。

4 全局优化视角下的有色冶金过程控制(Process control in nonferrous metallurgy on the perspective of global optimization)

4.1 有色冶金过程控制的方法论(Methodology of process control in nonferrous metallurgy)

假定有色冶金过程某个系统对象的输入输出模型已知,有色冶金过程控制就是设计控制器,包括控制器结构和参数,使系统保持稳定或达到某种目标。在实际应用中,控制器结构通常也是由先验知识得到,而控制器参数则通过系统稳定性分析或者为达到某种目标求解衍生的优化问题而获得。

4.2 有色冶金过程控制器结构选择和参数整定技术(Controller structure selection and parameter regulation in nonferrous metallurgy)

先选择控制器结构,再整定控制器参数,也是有色冶金过程控制器确定的基本思路。

4.2.1 有色冶金过程控制器结构选择技术(Controller structure selection techniques in nonferrous metallurgy)

考虑由状态空间描述的系统,它的形式为微分方程(5)或差分方程(6),设计控制器即是选择

$$u(t) = T(x(t), y(t), \theta_3)$$

或

$$u(k) = T(x(k), y(k), \theta_3)$$

使微分方程(5)或差分方程(6)描述的系统稳定。这里:控制器可以是状态反馈、输出反馈、开环控制或者其他形式; $T(\cdot)$ 可以是线性或非线性函数; θ_3 为控制器的参数向量。

不确定性、时滞和非线性是有色冶金过程系统中普遍存在的现象。下面以几个典型的控制器设计为例来阐述控制器结构的选取。

1) 线性反馈控制。

考虑如下的不确定线性系统:

$$\dot{x}(t) = (A + \Delta A)x(t) + (B + \Delta B)u(t)$$

或不确定线性时滞系统:

$$\dot{x}(t) = (A + \Delta A)x(t) + (A_1 + \Delta A_1)x(t - \tau(t)) + (B + \Delta B)u(t),$$

$$x(t) = \varphi(t), t \in [-d_2, 0], 0 \leq d_1 \leq \tau(t) \leq d_2,$$

这里:

$$[\Delta A, \Delta B, \Delta A_1] = DF(t)[E_1, E_2, E_d],$$

$$F^T(t)F(t) \leq I.$$

对于该系统,通常选取线性反馈控制 $u(t) = Kx(t)$ 。

2) PID控制。

考虑差分方程(6)描述的非线性系统,假定系统的参考输入为 $y_r(k)$,可以选取如下的控制器:

$$u(k) = u(k-1) + K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)],$$

其中 $e(k) = y_r(k) - y(k)$ 。

3) 控制参数化。

考虑湿法炼锌净化过程锌粉除钴、镉离子的时滞关联动态反应模型

$$V \frac{dx_1(t)}{dt} = Qx_{10} - Qx_1(t-2) - k_1 U_1(t)x_1(t-2) + \alpha x_2(t-2),$$

$$V \frac{dx_2(t)}{dt} = Qx_{20} - Qx_2(t-2) - k_2 U_2(t)x_2(t-2) + \beta x_1(t-2),$$

其中: $x_1(t), x_2(t)$ 分别表示反应槽出口的钴离子和镉离子浓度; x_{10}, x_{20} 分别表示反应槽入口的钴离子和镉离子浓度; Q, V 分别表示溶液平均流量和体积; U_1, U_2 分别表示参与除钴、除镉反应的锌粉量。

为使反应槽出口的钴、镉离子浓度维持在给定的水平并使锌粉的添加量最少,控制器采取分段常数的结构,即控制函数为预先给定切换点的分段常数函数。实际生产中,一般以一个班(8个小时)的锌粉消耗量为一个周期,锌粉控制量通常根据每小时化验的离子浓度值调整一次,因此控制量 U_1 和 U_2 的函数形式分别为

$$U_1 = \sum_{i=1}^8 \sigma_1^i \chi_{[i-1, i)}(t), U_2 = \sum_{i=1}^8 \sigma_2^i \chi_{[i-1, i)}(t),$$

其中 $\chi_I(t)$ 表示区间 I 的指示函数,定义如下:

$$\chi_I(t) = \begin{cases} 1, & t \in I, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

4.2.2 有色冶金过程控制器参数的整定技术(Controllor parameter regulation techniques in nonferrous metallurgy)

设计控制器的要求通常是为了使系统保持稳定或达到某种既定目标. 李雅普洛夫稳定性理论是用来分析系统稳定的常用方法, 它的基本原理是先选择一个正定的李雅普洛夫泛函, 然而求取参数使该泛函对时间的导数为负定.

考虑上述的不确定性线性系统, 构造如下的李雅普洛夫泛函:

$$V(x_t) = x^T(t)Px(t), P > 0.$$

在选取线性控制器情况下, 其对时间的导数为

$$\begin{aligned} \dot{V}(x_t) = & 2x^T(t)P\dot{x}(t) = \dots \leq \\ & x^T(t)[PA + A^T P + PBK + K^T B^T P + \\ & \varepsilon PDD^T P + \varepsilon^{-1}(E_1 + E_2 K)^T(E_1 + E_2 K)]x(t). \end{aligned}$$

为使 $V(x_t) \leq 0$, 可以让

$$[PA + A^T P + PBK + K^T B^T P + \varepsilon PDD^T P + \varepsilon^{-1}(E_1 + E_2 K)^T(E_1 + E_2 K)] < 0.$$

通过Schur complement可知, 上述不等式等价于

$$\begin{bmatrix} PA + A^T P + PBK + K^T B^T P + \varepsilon PDD^T P & * \\ E_1 + E_2 K & -\varepsilon I \end{bmatrix} < 0.$$

这是一个可行性优化问题, 可惜目前还不存在求解该问题的有效算法. 上述不等式左、右两边分别乘以分块对角矩阵 $\text{diag}\{P^{-1}, I\}$, 有

$$\begin{bmatrix} AP^{-1} + P^{-1}A^T + BK P^{-1} + P^{-1}K^T B^T + \varepsilon DD^T & * \\ E_1 P^{-1} + E_2 K P^{-1} & -\varepsilon I \end{bmatrix} < 0.$$

引入相关松弛变量, $X = P^{-1}$, $W = K P^{-1}$, 最后得到如下的线性矩阵不等式(LMI):

$$\begin{bmatrix} AX + XA^T + BW + W^T B^T + \varepsilon DD^T & * \\ E_1 X + E_2 W & -\varepsilon I \end{bmatrix} < 0.$$

上面的可行性优化问题已有成熟的软件包可以求解, 故通过求解该优化问题, 可以得到 $K = WX^{-1}$.

考虑上述提到的PID控制, 比例、积分、微分参数 K_p, K_i, K_d 的获得可以通过求解下列优化问题:

$$\arg \min \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y_r(k) - y(k)]^2.$$

文献[8]采用的是状态转移算法.

至于控制参数化, 考虑到控制器为分段常数结构, 最优控制问题则变为一个非线性规划问题, 控制的幅值 σ_1^i, σ_2^i 则通过求解对应的非线性规划问题获得, 文献[11]采用的是序列二次规划法.

4.3 从全局优化视角看有色冶金过程控制器结构选择和参数整定技术(Controller structure selection and parameter regulation techniques of nonferrous metallurgical processes on the perspective of global optimization)

对于上述的不确定线性(时滞)系统, 通常选择的是线性反馈控制, 但从全局优化的视角上, 这种结构不一定是最优的, 因为这仅是一种经验选择, 当为定常时滞, 单从理论上, 选取

$$u(t) = K_1 x(t) + K_2 (x - \tau)$$

的控制器结构也未尝不可. 另外, 在控制器参数求取上, 可以发现, 通过引入松弛变量后得到的线性矩阵不等式与原来的非线性矩阵不等式的可行解空间要小, 甚至为空, 而找不到存在的反馈增益 K , 即原来非线性矩阵不等式可能有解, 经过引入松弛变量后变成的线性矩阵不等式无解, 从而从侧面说明由求解线性矩阵不等式得到的反馈增益不是全局最优的.

对于PID控制, 从全局优化的角度看, 一方面, 在控制器结构上, PID控制还存在各种不同的形式, 比如位置式和增量式等, 对于实际问题, 哪种形式最优还需要靠实际效果检验; 另一方面, 在求取PID参数时, 最小均方误差准则函数是由经验选取的, 对于具体的问题, 存在一个最佳的准则函数, 此外在求取PID参数上, 还可以选择其他全局优化算法.

至于控制参数法方法, 从全局优化的角度上看, 在控制器结构上看, 选取分段常数控制的时间切换点也是一个值得讨论的问题, 文献[11]采取的等分时间轴的方法不能算是一种最优的结构, 分段常数的形式也不能说是一种最优的形式, 这些都是凭经验选取的. 另外在求取控制幅值时, 采用序列二次规划法求解非线性规划问题, 也无法保证能找到全局最优的控制幅值.

因此, 从全局优化的视角来看, 控制器结构的选取是多样化的, 可以是线性或非线性; 控制器参数的整定则需要通过全局优化算法来获取, 尽量避免因各种不等价变换带来的控制器设计的保守性.

注 7 有色冶金过程建模和控制问题均是先选择结构(模型结构或控制器结构), 再确定结构参数(模型参数或控制器参数), 然而, 它们可以统一成一类数学优化问题. 比如优化控制问题, 它可以看成是如下的一类双层优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{\theta_3 \in \Theta_{T(\cdot)}} J_1(x(t), u(t)), \quad \min_{T(\cdot) \in \mathcal{T}_u} J_2(x(t), u(t)), \\ & \text{s.t. } \dot{x}(t) = g(t, x(t), u(t), \theta_1), \\ & \quad y(t) = h(t, x(t), u(t), \theta_2), \\ & \quad u(t) = T(x(t), y(t), \theta_3), \end{aligned}$$

其中: $J_1(\cdot)$ 为性能指标泛函, $J_2(\cdot)$ 为能量泛函, \mathcal{T}_U 为控制器结构的集合, $\Theta_{T(\cdot)}$ 为控制器参数的集合. 能量泛函的引入是为了保证系统稳定性, 是实现其他性能指标的前提. 可以看出, 在该类优化问题中, 第1层优化变量 θ_3 是依赖于第2层优化问题的. 类似地, 通过以上构造, 过程建模问题也可以看成是一类双层优化问题. 以湿法炼锌净化除钴、镉过程锌粉添加量的优化控制问题为例, 对应除钴、除镉的锌粉添加量 $U_1(t), U_2(t)$ 结构的选取首先要保证系统稳定的可能性, 在此前提下, 再考虑选定结构下控制器参数的优化整定问题. 由于锌粉除钴、镉反应动力学方程中, 控制量和状态量存在乘积关系, 且两个动力学方程存在关联变量, 造成该控制问题对应的优化问题有很强的非凸性, 从而使有效地达到全局最优解变得十分困难. 一个实际可行的方法是忽略或移除第2个层次上的优化问题, 将控制器结构的优化变成一个凭经验选取问题, 尽管无法保证控制器结构是全局最优的, 但对求解满足约束条件和使性能指标最小的控制器参数来说, 带来了很大的方便, 也能满足实际的需要.

5 结束语(Conclusions)

在有色冶金过程中, 建模是指根据研究对象机理及输入输出数据, 建立对象输入、输出关系的数学模型; 控制是指根据系统对象模型的特征, 设计合适的控制器, 使系统保持稳定或达到某种目标; 优化是指根据特定目标的要求, 建立优化模型并采用优化方法求解该模型的过程. 从某种程度上讲, 建模和控制问题都可以转化为优化问题, 通过优化方法来求解. 比如建模问题, 建模过程通常是由两部分组成: 选择模型结构和估计模型参数. 建模的要求就是寻找一个合适的模型结构和对应模型参数, 使该模型的输出和实际工业过程输出相吻合. 在这里, 模型结构和模型参数可以看成是“广义优化变量”, 即待确定量; 模型输出和实际输出相吻合可以看成是“广义目标函数”, 即特定目标的要求. 控制问题也是如此, 控制器的设计也由两部分组成: 控制器结构的选择和控制器参数的求取. 控制的要求就是求取一个合适的控制器, 包括控制器结构和对应控制器参数, 使系统保持稳定或达到某种目标. 同样地, 控制器结构和对应控制器参数可以看成“广义优化变量”, 系统保持稳定或达到某种目标可以看成是“广义目标函数”. 以上分析说明, 最终的系统模型或控制器需要通过优化方法求解优化问题来获得.

从全局优化的视角来看, 将有色冶金过程建模和控制问题转变为优化问题并求解是一个包含多个层次的复杂问题, 每个层次做到最优也无法保证全局最优, 因为各个层次的子问题可能存在关联耦合.

另一方面, 实际工程需求也往往不需要全局最优, 找到某个可行解便能满足实际需要. 正是因为如此, 有色冶金过程建模、控制与优化方法种类层出不穷, 使得该领域研究呈现方兴未艾的趋势.

参考文献(References):

- [1] 桂卫华, 阳春华. 复杂有色冶金生产过程智能建模、控制与优化 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
(GUI Weihua, YANG Chunhua. *Intelligent Modeling, Control and Optimization of Complex Nonferrous Metallurgical Process* [M]. Beijing: Science Press, 2010.)
- [2] 桂卫华, 阳春华, 陈晓方, 等. 有色冶金过程建模与优化的若干问题及挑战 [J]. 自动化学报, 2013, 39(3): 197 – 207.
(GUI Weihua, YANG Chunhua, CHEN Xiaofang, et al. Modeling and optimization problems and challenges arising in nonferrous metallurgical processes [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(3): 197 – 207.)
- [3] BAZARAA M S, SHERALI H D, SHETTY C M. *Nonlinear Programming: Theory and Algorithms* [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2006.
- [4] BOYD S, VANDENBERGHE L. *Convex Optimization* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [5] ZHOU X J, YANG C H, GUI W H. State transition algorithm [J]. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2012, 8(4): 1039 – 1056.
- [6] YANG C H, TANG X L, ZHOU X J, et al. A discrete state transition algorithm for traveling salesman problem [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(8): 1040 – 1046.
- [7] ZHOU X J, GAO D Y, YANG C H. A Comparative study of state transition algorithm with harmony search and artificial bee colony [J]. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2013, 212: 651 – 659.
- [8] ZHOU X J, YANG C H, GUI W H. Nonlinear system identification and control using state transition algorithm [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2014, 226: 169 – 179.
- [9] 熊富强, 桂卫华, 阳春华, 等. 基于PLS-LSSVM方法的湿法炼锌过程预测建模 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(4): 941 – 948.
(XIONG Fuqiang, GUI Weihua, YANG Chunhua, et al. Forecasting modeling of zinc hydrometallurgy process based on PLS – LSSVM approach [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(4): 941 – 948)
- [10] 熊富强, 桂卫华, 阳春华, 等. 一种双种群协同进化算法在湿法炼锌过程中的应用 [J]. 控制与决策, 2013, 28(4): 590 – 594.
(XIONG Fuqiang, GUI Weihua, YANG Chunhua, et al. A double population co-evolution algorithm for process of zinc hydrometallurgy [J]. *Control and Decision*, 2013, 28(4): 590 – 594.)
- [11] WANG L Y, GUI W H, TEO K L, et al. Optimal control problems arising in the zinc sulphate electrolyte purification process [J]. *Journal of Global Optimization*, 2012, 54(2): 307 – 323.
- [12] CHAI Q Q, LOXTON R, TEO K L, et al. A class of optimal state-delay control problems [J]. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 2013, 14(3): 1536 – 1550.
- [13] LI Y G, GUI W H, TEO K L, et al. Optimal control for zinc solution purification based on interacting CSTR models [J]. *Journal of Process Control*, 2012, 22(10): 1878 – 1889.
- [14] ZHANG B, YANG C H, ZHU H Q, et al. Kinetic modeling and parameter estimation for competing reactions in copper removal process from zinc sulfate solution [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2013, 52: 17074 – 17086.

- [15] SUN B, GUI W H, WU T B, et al. An integrated prediction model of cobalt ion concentration based on oxidation-reduction potential [J]. *Hydrometallurgy*, 2013, 140: 102 – 110.
- [16] SUN B, GUI W H, WANG Y L, et al. Intelligent optimal setting control of a cobalt removal process [J]. *Journal of Process Control*, 2014, 24(5): 586 – 599.
- [17] XIE Y F, XIE S W, CHEN X F, et al. An integrated predictive model with an on-line updating strategy for iron precipitation in zinc hydrometallurgy [J]. *Hydrometallurgy*, 2015, 151(0): 62 – 72.
- [18] 伍铁斌, 阳春华, 李勇刚, 等. 基于模糊操作模式的砷盐除钴过程操作参数协同优化 [J]. *自动化学报*, 2014, 40(8): 1690 – 1698. (WU Tiebin, YANG Chunhua, LI Yonggang, et al. Fuzzy operational-pattern based operating parameters collaborative optimization of cobalt removal process with arsenic salt [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(8): 1690 – 1698.)
- [19] 陈宁, 范勇, 桂卫华, 等. 针铁矿法沉铁过程的混杂建模与控制 [J]. *中国有色金属学报*, 2014, 24(1): 254 – 261. (CHEN Ning, FAN Yong, GUI Weihua, et al. Hybrid modeling and control of iron precipitation by goethite process [J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2014, 24(1): 254 – 261.)
- [20] 熊富强, 桂卫华, 阳春华. 针铁矿法沉铁过程铁离子浓度集成预测模型 [J]. *控制与决策*, 2012, 27(3): 329 – 334. (XIONG Fuqiang, GUI Weihua, YANG Chunhua. Integrated prediction model of iron concentration in goethite method to remove iron process [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(3): 329 – 334.)
- [21] 谢世文, 谢永芳, 阳春华, 等. 针铁矿法沉铁过程亚铁离子浓度预测 [J]. *自动化学报*, 2014, 40(5): 830 – 837. (XIE Shiwen, XIE Yongfang, YANG Chunhua, et al. A ferrous iron concentration prediction model for the process of iron precipitation by goethite [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(5): 830 – 837.)
- [22] 桂卫华, 王雅琳, 阳春华, 等. 基于模拟退火算法的锌电解过程分时供电优化调度 [J]. *控制理论与应用*, 2001, 18(1): 127 – 130. (GUI Weihua, WANG Yalin, YANG Chunhua, et al. Optimal dispatching system of time-sharing power supply for electrolytic zinc process based on simulated annealing algorithm [J]. *Control Theory & Applications*, 2001, 18(1): 127 – 130.)
- [23] YANG C H, DECONINCK G, GUI W H. An optimal power-dispatching control system for the electrochemical process of zinc based on backpropagation and hopfield neural networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2003, 50(5): 953 – 961.
- [24] 马天雨, 桂卫华, 阳春华, 等. 多模型预测控制在磨矿分级过程中的应用 [J]. *控制与决策*, 2012, 27(11): 1715 – 1719. (MA Tianyu, GUI Weihua, YANG Chunhua, et al. Multiple model predictive control applied in grinding and classification process [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(11): 1715 – 1719.)
- [25] 马天雨, 桂卫华. 铝土矿连续磨矿过程球磨机优化控制 [J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(10): 1339 – 1347. (MA Tianyu, GUI Weihua. Optimal control for continuous bauxite grinding process in ball-mill [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(10): 1339 – 1347.)
- [26] 马天雨, 桂卫华, 阳春华, 等. 基于PBM+MPC的球磨机动态优化控制 [J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2012, 43(2): 528 – 533. (MA Tianyu, GUI Weihua, YANG Chunhua, et al. Ball-mill dynamic optimization control based on PBM + MPC [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2012, 43(2): 528 – 533.)
- [27] WANG X L, GUI W H, YANG C H, et al. Wet grindability of an industrial ore and its breakage parameters estimation using population balances [J]. *International Journal of Mineral Processing*, 2011, 98(1): 113 – 117.
- [28] WANG X L, GUI W H, YANG C H, et al. Breakage distribution estimation of bauxite based on piecewise linearized breakage rate [J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2012, 20(6): 1198 – 1205.
- [29] 桂卫华, 阳春华, 徐德刚, 等. 基于机器视觉的矿物浮选过程监控技术研究进展 [J]. *自动化学报*, 2013, 39(11): 1879 – 1888. (GUI Weihua, YANG Chunhua, XU Degang, et al. Machine-vision-based online measuring and controlling technologies for mineral flotation – a review [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1879 – 1888.)
- [30] 朱建勇, 桂卫华, 阳春华, 等. 基于泡沫尺寸随机分布的铜粗选药剂剂量控制 [J]. *自动化学报*, 2014, 40(10): 2089 – 2097. (ZHU Jianyong, GUI Weihua, YANG Chunhua, et al. Reagent dosage control based on bubble size random distribution for copper roughing [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(10): 2089 – 2097.)
- [31] 卢明, 谢永芳, 彭涛, 等. 局部颜色特征与工艺参数融合的铜浮选入矿类型识别 [J]. *控制理论与应用*, 2014, 31(10): 1360 – 1367. (LU Ming, XIE Yongfang, PENG Tao, et al. Identification of type of copper flotation feeding ore using fusion information of local color features and process parameters [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(10): 1360 – 1367.)
- [32] GUI W H, LIU J P, YANG C H, et al. Color co-occurrence matrix based froth image texture extraction for mineral flotation [J]. *Minerals Engineering*, 2013, 46: 60 – 67.
- [33] CAO B F, XIE Y F, GUI W H, et al. Integrated prediction model of bauxite concentrate grade based on distributed machine vision [J]. *Minerals Engineering*, 2013, 53: 31 – 38.
- [34] HE M F, YANG C H, WANG X L, et al. Nonparametric density estimation of froth colour texture distribution for monitoring sulphur flotation process [J]. *Minerals Engineering*, 2013, 53: 203 – 212.
- [35] ZHU J Y, GUI W H, YANG C H, et al. Probability density function of bubble size based reagent dosage predictive control for copper roughing flotation [J]. *Control Engineering Practice*, 2014, 29: 1 – 12.
- [36] ZHU J Y, GUI W H, YANG C H, et al. Probability density function of bubble size based reagent dosage control for flotation process [J]. *Asian Journal of Control*, 2014, 16(4): 1 – 13.
- [37] 吴佳, 谢永芳, 阳春华, 等. 基于泡沫图像特征的金锑浮选入矿品位估计 [J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(2): 262 – 266. (WU Jia, XIE Yongfang, YANG Chunhua, et al. Mineral concentration estimation of feed ore in gold and stibium flotation based on froth image features [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(2): 262 – 266.)

作者简介:

周晓君 (1986–), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为复杂工业过程建模、优化与控制、对偶理论、最优化理论、算法及其应用, E-mail: michael.x.zhou@csu.edu.cn;

阳春华 (1965–), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制、在线检测技术及自动化装置, E-mail: ychh@csu.edu.cn;

桂卫华 (1950–), 男, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为工业大系统递阶和分散控制理论及应用、复杂工业过程建模、优化与控制, E-mail: gwh@csu.edu.cn.