

## 金氰化浸出过程建模及实时优化自适应策略

张俊<sup>a</sup>, 毛志忠<sup>a,b</sup>, 贾润达<sup>a,b</sup>

(东北大学 a. 信息科学与工程学院, b. 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110004)

**摘要:** 以金氰化浸出过程为背景, 基于物料守恒方程建立动态机理模型, 用 Tikhonov 正则化方法估计动力学反应速度, 进而辨识模型未知参数, 有效降低了测量噪声对估计及辨识结果的影响; 采用实时优化约束自适应方法减小模型参数失配优化结果的影响. 仿真结果表明, 在模型参数失配时, 所提出的方法仍能收敛到实际过程的最优设定点, 不必求实际数据梯度, 且受噪声影响小, 便于实际应用, 为湿法冶金全流程优化控制的顺利实施奠定了基础.

**关键词:** 氰化浸出; 机理建模; 模型不确定性; 实时优化; 自适应策略

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

## Modeling and real-time optimization adaptations for gold cyanidation leaching process

ZHANG Jun<sup>a</sup>, MAO Zhi-zhong<sup>a,b</sup>, JIA Run-da<sup>a,b</sup>

(a. College of Information Science and Engineering, b. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: ZHANG Jun, E-mail: zhangjunroger@163.com)

**Abstract:** Based on the gold cyanidation leaching process, a dynamic mechanism model is established according to material balance equations. The kinetic reaction rates are estimated by the Tikhonov regularization method, which reduces the propagation of measurement noise effectively. And then the estimated results are used to identify the unknown parameters. To reduce the influence of model uncertainty on real-time optimization (RTO) results, the constraint adaptation method is applied to RTO of leaching process. The simulation results show that this method can track the optimal set point of the actual process under model uncertainty. Moreover, the measurement gradients are unnecessary, which is less influenced by measurement noise and more available for practical applications and has laid an important foundation for the successful implementation of the optimization and control for hydrometallurgy process.

**Key words:** cyanidation leaching; mechanism modeling; model uncertainty; real-time optimization; adaptation strategy

### 0 引言

氰化浸出是一种用氰化物溶液作浸出剂, 从含金、银矿物原料中提取金、银的矿物浸出工艺, 具有成本低、回收率高、对矿石类型适应性广等优点, 是现代湿法提金的最重要方法<sup>[1-2]</sup>. 浸出过程是湿法冶金的重要生产工序, 浸出液的质量直接决定了以后生产工序的质量. 浸出率是浸出过程的重要生产指标, 直接影响整个湿法冶金生产过程的有价金属回收率, 从而对整体产量、生产效率等指标产生影响. 所以, 通常要求浸出生产过程在一定生产效率条件下的浸出率最高, 在一定浸出率条件下的生产效率最高或综合

经济效益最大等. 实现浸出过程优化控制就是针对浸出过程生产目标, 确定最佳的关键操作变量组合(即关键控制回路设定值), 使浸出过程作为湿法冶金流程的子工序达到全流程优化控制所要求的最佳运行状态.

为了优化浸出生产过程, 达到全流程优化控制所要求的最佳运行状态, 首要的是建立与优化相关的浸出过程模型, 而金氰化浸出过程是一个典型的化工过程, 机理模型由物料守恒方程组成. 由于动力学反应机理的复杂性, 在不同的工艺条件、矿石原料性质下, 动力学模型参数不尽相同, 需要根据过程的实际测量

收稿日期: 2013-04-03; 修回日期: 2013-07-01.

基金项目: 国家 863 计划项目(2011AA060204); 国家自然科学基金项目(61203103); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(N110304006).

作者简介: 张俊(1986-), 男, 博士生, 从事复杂工业系统建模、优化与控制的研究; 毛志忠(1961-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业系统建模、优化与控制等研究.

数据辨识模型参数,而动力学反应速度又是不可测的,因此,需要利用有效的方法准确地估计动力学反应速度,为辨识模型参数作准备.本文利用 Tikhonov 正则化方法<sup>[3]</sup>估计金氰化浸出过程动力学反应速度,该方法可以有效地降低测量噪声对估计结果的影响.

在传统的过程优化控制方法之上,生产设备的操作仍然具有相当可观的完善空间,例如:生产成本的下降或利润的提升,这通常是通过 RTO 方法<sup>[4-5]</sup>实现的.对于金氰化浸出过程,建立完全准确的过程模型是不现实的,所建模型与生产实际过程通常不匹配,即模型具有不确定性,导致 RTO 优化出来的设定点通常不是过程的最优设定点,只是次优的,甚至是不可行的.为此,本文提出了金氰化浸出过程 RTO 自适应策略以解决模型的不确定性.

## 1 金氰化浸出过程

本文以某湿法冶炼厂金氰化浸出过程为背景,浸出过程的原理如图 1 所示.缓冲箱中调浆后的矿浆经泵稳定连续地打入第一个气力浸出槽,通过浸出槽的溢流作用不断流入后续浸出槽,整个过程是 4 级连续浸出,浸出后的贵液溢流入浸取液储槽,以便后续置换车间使用.浸出过程的浸出剂为氰化钠,通过向每个槽子通入压缩空气的方式供给浸出过程所需的溶解氧,并产生气力搅拌作用,使反应更加彻底.

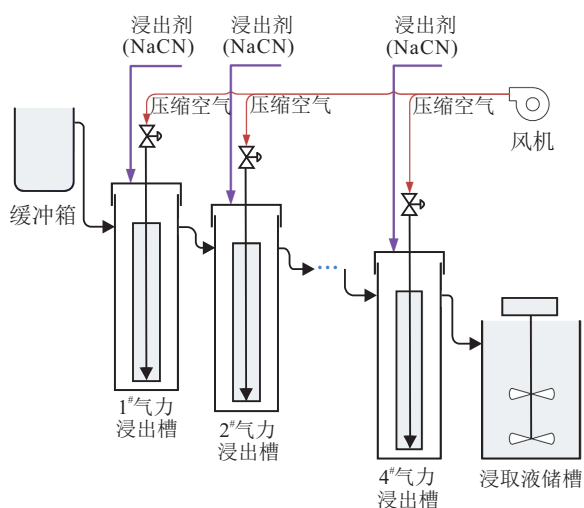
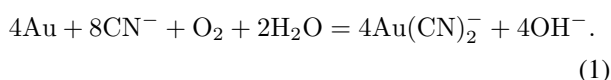


图 1 金氰化浸出过程原理示意图

### 1.1 金氰化浸出过程机理模型

金氰化浸出过程主要发生的化学反应是难溶的金与氰化钠作用生成可溶于水的金络合离子<sup>[1-2]</sup>,表示为



每一级的金氰化浸出过程动态机理模型由固相中金守恒方程、液相中金守恒方程、液相中氰离子守恒方程组成,分别表示为

$$\frac{F_s}{m_s}(c_{s0} - c_s(t)) - r_{\text{au}}(t) = \frac{dc_s(t)}{dt}, \quad (2)$$

$$\frac{F_1}{m_1}(c_{10} - c_1(t)) + \frac{m_s}{m_1}r_{\text{au}}(t) = \frac{dc_1(t)}{dt}, \quad (3)$$

$$\frac{F_1}{m_1}(c_{\text{cn}0} - c_{\text{cn}}(t)) + \frac{F_{\text{cn}}(t)}{m_1} - r_{\text{cn}}(t) = \frac{dc_{\text{cn}}(t)}{dt}. \quad (4)$$

其中:  $F_s$ 、 $F_1$ 分别为矿浆中固、液相流速;  $m_s$ 、 $m_1$ 分别为反应器中固、液相质量;  $c_{s0}$ 、 $c_s$ 分别为固相中金初始浓度、金浓度;  $c_{10}$ 、 $c_1$ 分别为液相中金初始浓度、金浓度;  $c_{\text{cn}0}$ 、 $c_{\text{cn}}$ 分别为液相中氰离子初始浓度、氰离子浓度;  $F_{\text{cn}}$ 为反应器中氰离子添加量;  $r_{\text{au}}$ 、 $r_{\text{cn}}$ 分别为金的溶解速度、氰离子的消耗速度,它们的经验模型<sup>[6-8]</sup>为

$$r_{\text{au}}(t) = k_1 c_{\text{cn}}(c_s - c_{s\infty})^{k_2}, \quad (5)$$

$$r_{\text{cn}}(t) = k_3 + k_4 c_{\text{cn}}. \quad (6)$$

其中:  $c_{s\infty}$ 为理想情况下固相中残留金的最小浓度,与矿石平均粒径有关,为一常数,在本文考虑的矿石粒径下,经过计算得 0.14;  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ 、 $k_4$ 为模型参数,需要利用实际过程数据辨识,它们的经验值分别为 0.005 5、2.15、3.43、0.014 7.由于  $r_{\text{au}}$ 、 $r_{\text{cn}}$ 是不可测的,在辨识之前需要基于过程的可测量估计  $r_{\text{au}}$ 、 $r_{\text{cn}}$ .观察模型 (2)~(4) 可以发现,要估计  $r_{\text{au}}$ 、 $r_{\text{cn}}$ ,需对浓度数据求导,但若直接求导,会放大测量噪声,使得估计结果不准确,因而导致参数辨识结果不准确.本文提出了基于 Tikhonov 正则化的金氰化浸出过程动力学反应速度估计方法,该方法可以有效降低测量噪声对估计结果的影响.

## 1.2 模型参数辨识

### 1.2.1 Tikhonov 正则化估计

观察模型 (2)~(4),为了估计  $r_{\text{au}}$ 、 $r_{\text{cn}}$ ,需先对浓度测量值求导.本文基于 Tikhonov 正则化<sup>[3]</sup>的思想,综合考虑拟合误差与平滑性的要求,以降低测量噪声对估计结果的影响.同时,利用导数值计算  $r_{\text{au}}$ 、 $r_{\text{cn}}$ 的过程还会引入浓度测量噪声,为了充分降低测量噪声的影响,将过程模型 (2)、(4) 变形为

$$r_{\text{au}}(t) = \frac{dy_1(t)}{dt}, \quad (7)$$

$$r_{\text{cn}}(t) = \frac{dy_2(t)}{dt}. \quad (8)$$

其中

$$y_1(0) = y_2(0) = 0,$$

$$y_1(t) = \int_0^t r_{\text{au}}(t)dt = \frac{F_s}{m_s}c_{s0}t -$$

$$\frac{F_s}{m_s} \int_0^t c_s(t)dt - c_s(t) + c_{s0},$$

$$y_2(t) = \int_0^t r_{\text{cn}}(t)dt = \frac{F_1}{m_1}c_{\text{cn}0}t - \frac{F_1}{m_1} \int_0^t c_{\text{cn}}(t)dt +$$

$$\frac{1}{m_1} \int_0^t F_{\text{cn}}(t)dt - c_{\text{cn}}(t) + c_{\text{cn}0}.$$

令

$$r(t) = \frac{dy(t)}{dt}, \quad (9)$$

将式(9)转换成积分形式,应用分部积分法,可得

$$y(t) = \int_0^t (t-\tau)x(\tau)d\tau + y(0) + t \cdot r(0), \quad (10)$$

其中  $x(t) = \frac{dr(t)}{dt}$ . 求解 Volterra 方程(10)可以得出  $x(t)$ 、 $r(0)$ , 然后对  $x(t)$  积分可得  $r(t)$ . 由于积分是平滑过程,不传递噪声,可以有效降低  $y(t)$  中测量噪声对估计结果的影响.

在金氰化浸出过程中,由于生产工艺及成本的限制,浓度不是连续采样的,故将方程(10)离散化,得

$$y_i = y(0) + t_i r(0) + \sum_{t'_j=0}^{t'_j=t_i} \alpha_{ij}(t_i - t'_j)x_j \Delta t'. \quad (11)$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, N', N$  为数据点个数,  $N'$  为离散点个数,通常取为 101~401;  $\alpha$  是数值积分离散近似的系数矩阵,按 Simpson's 1/3 准则选取<sup>[9]</sup>.

对于所有的数据点,式(11)可以写成向量形式,进而得到拟合误差向量为

$$e = y^* - Ay(0) - Br(0) - Cx. \quad (12)$$

其中:  $x = [x_1, x_2, \dots, x_{N'}]^T$ ,  $A$  和  $B$  是  $N \times 1$  的系数列向量,  $C$  是  $N \times N'$  的系数矩阵. 为了减少测量噪声的传递,应用 Tikhonov 正则化思想,通过最小化上述拟合误差与  $x$  二阶导数的加权和求  $x$  与  $r(0)$ ,即

$$\min \phi = e^T e + \mu x^T \gamma^T \gamma x. \quad (13)$$

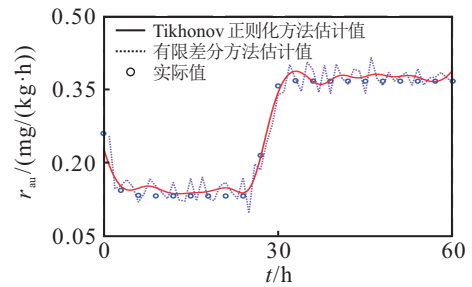
其中:  $\mu$  是正则化系数,通过折中考虑拟合误差与平滑性的要求确定,也可以通过  $L$  曲线法、GCV (广义交叉验证)法确定<sup>[3]</sup>;  $\gamma$  是对  $x$  的二阶导数进行有限差分近似的系数矩阵. 通过求解式(13)可得  $x$  和  $r(0)$ ,再通过对  $x$  积分可以得出  $r$ .

### 1.2.2 动力学模型参数辨识

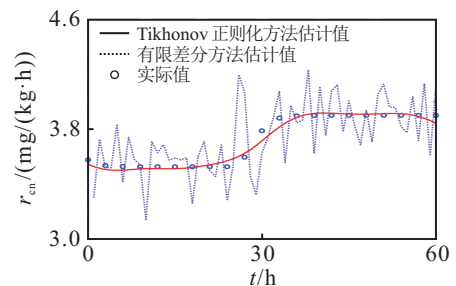
以机理模型式(2)~(6)及  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ 、 $k_4$  经验值模拟实际浸出过程,产生 21 组实验数据,并加入零均值、标准差为实验数据值 5% 的正态随机噪声,采样时间为 3h,利用 1.2.1 节 Tikhonov 正则化方法估计  $r_{au}$ 、 $r_{cn}$ ,并与常规的有限差分估计方法对比,结果如图 2 所示.

由图 2 可知,与有限差分方法相比, Tikhonov 正则化方法可以有效降低测量噪声对估计结果的影响,较准确地跟踪真实值的变化趋势,以提高后续动力学模型参数的辨识精度.

分别以  $c_s$ 、 $c_{cn}$  和  $c_{cn}$  为输入,以  $r_{au}$  和  $r_{cn}$  为输出,采用非线性最小二乘方法辨识模型(5)、(6)中的未知参数  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ 、 $k_4$ ,辨识结果如表 1 所示.



(a)  $r_{au}$  估计结果



(b)  $r_{cn}$  估计结果

图 2 动力学反应速度估计结果

表 1 模型参数辨识结果

	$k_1$	$k_2$	$k_3$	$k_4$
实际值	0.0055	2.15	3.43	0.0147
辨识值	0.0051	1.98	3.50	0.014

## 2 金氰化浸出过程实时优化

RTO 层是生产设备决策层次结构中最重要的一层,在其之上有计划层、调度层,在其之下有模型预测控制层、集散控制系统层. 在 RTO 层,以小时为单位,基于校准的非线性稳态模型实时地执行决策优化,典型的优化目标是生产成本或利润,优化结果(最优设定点)被直接传送到下一层——模型预测控制层.

### 2.1 金氰化浸出过程优化模型

在金氰化浸出过程实时优化中,需优化出 1<sup>#</sup>~4<sup>#</sup> 浸出槽中氰化钠的添加量,以使整个浸出过程的生产成本最低或利润最大,本文以生产成本为目标,浸出过程的优化模型为

$$\min_{F_{cni}} J = \left( \sum_{i=1}^4 F_{cni} + c_{cn0} F_1 \right) P_{cn} + (F_1 c_{cn4}) P_{cnd} + (F_s c_{s4}) P_{au}. \quad (14)$$

s.t.  $a \geq 95\%$  (全流程优化指标);

$$F_{cnmin} \leq F_{cni} \leq F_{cnmax}, \quad i = 1, 2, 3, 4;$$

$$\frac{F_s}{m_s} (c_{s0} - c_s(t)) - r_{au}(t) = 0;$$

$$\frac{F_1}{m_1} (c_{l0} - c_l(t)) + \frac{m_s}{m_1} r_{au}(t) = 0;$$

$$\frac{F_1}{m_1} (c_{cn0} - c_{cn}(t)) + \frac{F_{cn}(t)}{m_1} - r_{cn}(t) = 0.$$

其中:  $a = \frac{c_{s0} - c_{s4}}{c_{s0}}$  为浸出率,  $F_{cni}$  为第  $i$  个浸出槽中氰化钠的添加量(优化变量),  $F_{cnmax}$ 、 $F_{cnmin}$  分别为

优化变量的上、下限,  $c_{cni}$ 、 $c_{si}$  分别为第  $i$  个浸出槽中氰离子浓度和固相金浓度,  $P_{cn}$ 、 $P_{cnd}$ 、 $P_{au}$  分别为氰化钠的价格、处理浸出后残留的氰化钠价格、金的价格. 目标函数  $J$  中的第 1 项表示购买氰化钠所需花费, 第 2 项表示处理浸出后残留的氰化钠所需花费, 第 3 项表示矿浆中未浸出的金损失. 本文利用 SQP 方法求解式 (14) 所示的非线性规划问题.

## 2.2 金氰化浸出过程实时优化自适应策略

建立准确的过程稳态模型是 RTO 成功实施的重要前提, 而对于大多数实际工业应用, 由于生产工艺及成本的制约, 建立高度准确的过程模型是不现实的, 过程模型与实际过程很难完全匹配, 即模型具有不确定性, 如: 金氰化浸出过程, 导致 RTO 优化结果不是过程的最优设定点, 只是次优的, 甚至是不可行的. 为解决模型不确定性对 RTO 优化结果的影响, 需采取适当的 RTO 自适应策略, 根据自适应策略执行的方式分为模型参数自适应<sup>[4-5,10-11]</sup>、修正项自适应<sup>[12-14]</sup>、直接输入自适应<sup>[15]</sup>3 类方法<sup>[16-17]</sup>.

通过分析 3 类 RTO 自适应策略的特性以及金氰化浸出过程自身的特点, 本文采用修正项自适应方法解决模型的不确定性问题. 模型参数自适应方法要求测量值中包含足够多的信息量以准确辨识模型参数, 而金氰化浸出过程可采集实际的数据很少; 对于直接输入自适应方法, 在模型存在不确定性及含有测量噪声的情况下, 如何离线设计出能够收敛到实际过程最优设定点的控制器是一项比较复杂的工作. 以上问题限制了这两类方法的实际应用, 而修正项自适应方法将基于实际过程测量值信息的修正项增加到目标函数或约束中, 在每个 RTO 执行周期, 实际过程测量值信息用来更新这些修正项, 再基于更新后的目标函数或约束进行优化计算, 在之后的每个 RTO 执行周期都执行同样的操作. 该方法充分利用了实际过程的测量值信息, 而且具有其他两类方法的优点, 首先, 能使实际过程收敛到一个满足 KKT 条件的设定点; 其次, 由于该方法是基于模型优化的, 算法的收敛速度很快, 能够符合工业在线实际应用的需要.

为了解决模型不确定问题, 本文利用实际过程的测量值信息去修正优化问题中的约束函数, 即约束自适应方法<sup>[14]</sup>. 该方法的基本思想是在连续的 RTO 执行周期中不断利用实际过程的测量值信息去修正模型的约束以跟踪实际过程的约束值. 如果采用修正目标函数的方法, 需估计实际过程输出对输入的梯度, 测量噪声很容易通过梯度估计被放大, 造成梯度估计结果不准确, 使得优化算法不能收敛到实际过程的最优值.

基于约束自适应方法的金氰化浸出过程实时优化问题可表示为

$$\begin{aligned} \min_{F_{cni}} J = & \left( \sum_{i=1}^4 F_{cni} + c_{cn0} F_1 \right) P_{cn} + \\ & (F_1 c_{cn4}) P_{cnd} + (F_s c_{s4}) P_{au}, \quad (15) \\ \text{s.t. } & \mathbf{g}(\mathbf{u}) \leq \boldsymbol{\varepsilon}. \end{aligned}$$

其中:  $\mathbf{g}(\mathbf{u})$  通过将原优化问题 (14) 中的约束都转换成  $\mathbf{g}(\mathbf{u}) \leq \mathbf{0}$  的形式得到;  $\boldsymbol{\varepsilon}$  为约束修正因子向量, 用来不断地修正模型不确定性, 由  $\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} = \boldsymbol{\varepsilon}_k - \mathbf{D}[\boldsymbol{\varepsilon}_k - (\mathbf{g}(\mathbf{u}_k) - \bar{\mathbf{g}}(\mathbf{u}_k))]$  更新, 下标  $k$  表示迭代次数,  $\mathbf{g}(\mathbf{u}_k)$ 、 $\bar{\mathbf{g}}(\mathbf{u}_k)$  分别为  $\mathbf{u}_k$  作用下模型计算和实际过程的约束  $\mathbf{g}$  值,  $\mathbf{D}$  是增益矩阵. 将上述约束修正项更新公式变形, 得

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{D})\boldsymbol{\varepsilon}_k + \mathbf{D}(\mathbf{g}(\mathbf{u}_k) - \bar{\mathbf{g}}(\mathbf{u}_k)). \quad (16)$$

式 (16) 说明增益矩阵  $\mathbf{D}$  具有指数滤波作用, 文献 [18] 给出了选取  $\mathbf{D}$  的收敛性判据, 以保证算法收敛. 特别地, 当  $\mathbf{D}$  是对角元素为  $d_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N_c$ ,  $N_c$  为约束个数) 的对角矩阵时, 更新率 (16) 可看作模型预测与实际过程约束值之差的滤波结果; 当  $d_i = 1$  时, 表示第  $i$  个约束没有使用滤波, 当  $d_i = 0$  时, 表示第  $i$  个约束没有执行自适应操作.

约束自适应方法最大的一个优点是它只需要实际过程约束的测量值 (输入、输出值), 不需要估计实际过程数据梯度. 当然, 在有限的迭代次数内, 该方法可能得到一个次优的设定点, 但该设定点却是可行且收敛的. 最优性损失的多少主要与优化问题 (15) 中使用的过程模型的准确程度以及算法中选取的增益矩阵  $\mathbf{D}$  的合适与否有关, 与修正目标函数的方法相比, 更便于实际过程的应用.

## 3 仿真研究

本文以某湿法冶炼厂为背景, 主要提取贵金属金, 采取氰化浸出工艺, 采用通入压缩空气连续搅拌的方式, 可以在线检测矿浆固相流量、液相流量、固相中的金浓度、液相中的金浓度、液相中氰根离子浓度, 整个过程是四级连续浸出, 各级气力浸出槽是溢流连接方式.

在金氰化浸出过程机理模型中, 固相金、液相金和氰离子的物料守恒方程是确定性的, 而金和氰离子的动力学反应机理过于复杂, 一般经验的动力学机理模型精度都不高, 正如 1.2 节所述. 为了验证 2.2 节 RTO 约束自适应方法的有效性, 利用以  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ 、 $k_4$  的经验值作为动力学机理模型参数的稳态过程模型模拟实际浸出过程, 而将以 1.2.2 节  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$ 、 $k_4$  的辨识值作为动力学机理模型参数的稳态过程模

型作为所建过程模型,以产生模型与实际过程的不匹配,将2.2节约束自适应方法应用到金氰化浸出过程实时优化中,实时优化算法的原理示意图如图3所示,仿真优化结果如图4所示。

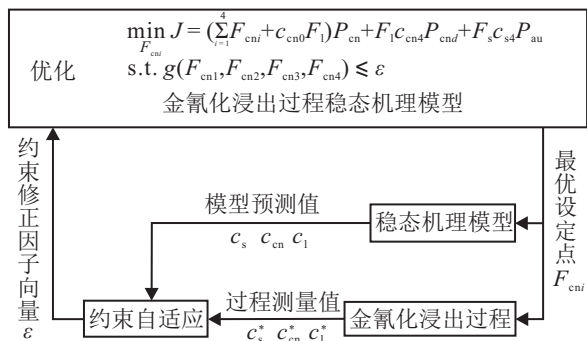


图3 金氰化浸出过程RTO约束自适应方法原理

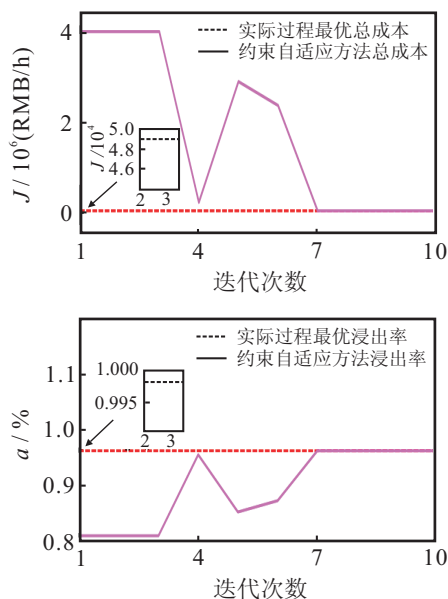


图4 浸出过程RTO约束自适应方法仿真结果(无噪声)

由图3、图4可知,由于所建过程模型与实际过程不匹配,基于模型优化所得的设定点与实际过程的最优设定点之间具有明显的偏差,这便造成了浸出率的下降以及生产成本的大幅上升,而在第3次迭代时,由于RTO约束自适应方法的加入,大大降低了模型不确定性对RTO设定点的影响,通过合理地选择增益矩阵D以使算法收敛.本文根据文献[18]选择滤波系数 $d_i = 0.8$ ,经过大约4次迭代,能很好地收敛到实际过程的最优设定点,生产成本大幅下降,为湿法冶金全流程优化控制的顺利实施奠定了重要基础。

同时,为了检验实际过程数据测量噪声对RTO约束自适应方法的影响,在实际过程输出 $c_s$ 、 $c_{cn}$ 中加入零均值,标准差为测量值5%的正态随机噪声,仿真优化结果如图5所示。

由图5可知,在实际过程输出含有测量噪声的情况下,本文方法仍然具有优越的性能,可以极大地降

低模型不确定性对RTO优化结果的影响,虽然最终没有收敛到实际过程的最优设定点,而只是次优的设定点,但这与不加入自适应方法相比,大大降低了生产成本,仍然产生了一定的经济效益,为湿法冶金全流程优化控制在实际浸出过程的顺利实施奠定了重要基础。

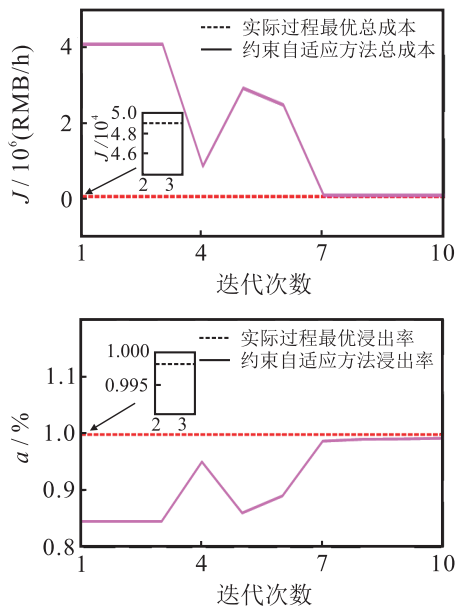


图5 浸出过程RTO约束自适应方法仿真结果(5%噪声)

### 4 结论

金氰化浸出过程是一个复杂的化工过程,对其进行优化控制能带来可观的经济效益,而优化控制的基础是模型.本文以金氰化浸出过程为背景,在分析金氰化浸出过程机理的基础上,基于物料守恒方程建立金氰化浸出过程的动态机理模型,并利用Tikhonov正则化方法估计机理模型中无法获得的动力学反应速度,该方法可以有效降低测量噪声对估计结果的影响,并基于此估计结果辨识机理模型中的未知参数.本文简略介绍了生产设备决策的层次结构以及层次结构中最核心的一层——RTO层.为了减小模型参数不确定性对实时优化结果的影响,本文详细分析了解决模型不确定性问题的3类方法的优缺点,并在考虑浸出过程特点的基础上将约束自适应方法应用到金氰化浸出过程的实时优化中.仿真结果表明,在模型存在不确定性的情况下,本文方法能很好地收敛到实际过程的最优设定点,而且不要求实际过程数据梯度,受测量噪声影响小,更便于实际应用,为湿法冶金全流程优化控制的顺利实施奠定了基础。

### 参考文献(References)

[1] 孙戡. 金银冶金[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2008: 129-159.

- (Sun J. Gold and silver metallurgy[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2008: 129-159.)
- [2] 《黄金生产工艺指南》编委会. 黄金生产工艺指南[M]. 北京: 地质出版社, 2000: 130-137.  
(Editorial committee of the gold production guide. The gold production guide[M]. Beijing: Geological Press, 2000: 130-137.)
- [3] Leong Yeow Y, Ranil Wickramasinghe S, Han Binbing, et al. A new method of processing the time-concentration data of reaction kinetics[J]. Chemical Engineering Science, 2003, 58(16): 3601-3610.
- [4] Chen Chun Y, Joseph Babu. On-line optimization using a two-phase approach: An application study[J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 1987, 26: 1924-1930.
- [5] Marlin T E, Hrymak A N. Real-time operations optimization of continuous processes[C]. New York: American Institute of Chemical Engineers, 1997, 93(316): 156-164.
- [6] LRP de Andrade Lima. Some remarks on the reactor network synthesis for gold cyanidation[J]. Minerals Engineering, 2006, 19(2): 154-161.
- [7] LRP de Andrade Lima, Hodouin D. Simulation study of the optimal distribution of cyanide in a gold leaching circuit[J]. Minerals Engineering, 2006, 19(13): 1319-1327.
- [8] LRP de Andrade Lima, Hodouin D. Optimization of reactor volumes for gold cyanidation[J]. Minerals Engineering, 2005, 18(7): 671-679.
- [9] Philip J Davis, Philip Rabinowitz. Methods of numerical integration[M]. 2nd ed. New York: Dover Publications, 2007: 231-250.
- [10] Fraser Forbes J, Thomas E Marlin. Model accuracy for economic optimizing controllers: The bias update case[J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 1994, 33: 1919-1929.
- [11] Roberts P D. An algorithm for steady-state system optimization and parameter estimation[J]. Int J of Systems Science, 1979, 10: 719-734.
- [12] Gao Weihua, Sebastian Engell. Iterative set-point optimization of batch chromatography[J]. Computers and Chemical Engineering, 2005, 29(6): 1401-1409.
- [13] Tatjewski P. Iterative optimizing set-point control-the basic principle redesigned[C]. 15th Triennial World Congress of the Int Federation of Automatic Control. Barcelona, 2002: 49-54.
- [14] Chachuat B, Marchetti A, Bonvin D. Process optimization via constraints adaptation[J]. J of Process Control, 2008, 18(3): 244-257.
- [15] Skogestad S. Self-optimizing control: The missing link between steady-state optimization and control[J]. Computers and Chemical Engineering, 2000, 24(2): 569-575.
- [16] Mark L Darby, Michael Nikolaou, James Jones, et al. RTO: An overview and assessment of current practice[J]. J of Process Control, 2011, 21(6): 874-884.
- [17] Chachuat B, Srinivasan B, Bonvin D. Adaptation strategies for real-time optimization[J]. Computers and Chemical Engineering, 2009, 33(10): 1557-1567.
- [18] Rodger E. Dual modifier adaptation methodology for the on-line optimization of uncertain processes[D]. Hamilton: McMaster university, 2010: 42-54.

(责任编辑: 齐 霖)