

# 金氰化浸出过程的自优化控制

叶凌箭<sup>†</sup>, 关宏伟

(浙江大学 宁波理工学院, 浙江 宁波 315100)

**摘要:** 针对湿法冶金金氰化浸出过程的实时优化问题, 提出一个自优化控制方案. 基于系统的参数不确定模型, 选择并求解输出变量的线性组合为被控变量, 在反馈控制器作用下跟踪其恒定设定值, 实现浸出过程在不确定性扰动下的自优化控制. 仿真结果验证了该控制方案的有效性: 扰动产生时, 系统的经济指标在常规控制作用下得到改善, 并最终运行于真实的最优点附近, 提高了浸出过程的生产效益.

**关键词:** 金氰化浸出; 模型不确定; 自优化控制; 实时优化

**中图分类号:** TP273      **文献标志码:** A

## Self-optimizing control of gold cyanidation leaching process

YE Ling-jian<sup>†</sup>, GUAN Hong-wei

(Ningbo Institute of Technology, Zhejiang University, Ningbo 315100, China)

**Abstract:** To address the real-time optimization problem of the gold cyanidation leaching process, a self-optimizing control strategy is proposed. Based on the parametric uncertain model of leaching process, linear combinations of output measurements are selected as the controlled variables, which are tracked at constant set-points by feedback controllers to achieve the self-optimizing control of uncertain leaching process. Simulation results show the effectiveness of the proposed scheme. When disturbances occur, the system's economic performance is improved along with regulatory control and finally operated near the true optimum, hence more economic profit is gained for the leaching process.

**Keywords:** gold cyanidation leaching; model uncertainty; self-optimizing control; real-time optimization

## 0 引言

金湿法冶金是一种常见的炼金工艺, 在国内外冶金行业有广泛应用<sup>[1]</sup>. 它包括氰化浸出、锌粉置换和浓缩洗涤等工序, 其中氰化浸出是重要一环, 其运行性能对整个炼金工艺有显著影响.

随着市场竞争加剧和经济全球化的发展, 节能降耗已是我国流程工业的重要命题. 与国外同类技术相比, 目前我国金湿法冶金的一个重要问题是缺乏完备的自动控制技术. 传统的方法通过手动调节浸出剂添加量, 为了保证金浸出率往往浸出剂过量添加, 造成了原料浪费. 在满足基本控制目标的前提下, 如何进一步提高金品位、减少原料用量, 提高炼金过程的经济效益, 是企业提升竞争力的关键.

对金氰化浸出过程的控制和经济优化研究已有一些报道. 文献[2]对金氰化过程进行了数学建模研究, 分析了不同因素(如氰化物浓度, 溶解氧浓度, PH

值)等对氰化过程的影响, 建立了氰化过程的集总参数模型. 文献[3]研究了三级串联浸出槽的浸出剂添加问题, 结果表明在浸出剂消耗低、金溶解速率快的条件下, 应把所有的浸出剂添加至第 1 级浸出槽, 否则其余浸出槽均需要添加浸出剂. 张俊等<sup>[4-6]</sup>研究了金氰化过程在模型失配条件下的优化问题. 文献[4-5]基于 Tikhonov 正则化方法估计动力学反应速度, 并对未知参数进行辨识, 在此基础上对约束函数进行修正自适应, 提高了经济收益. 文献[6]基于修正项自适应法提出了浸出过程的自适应实时优化策略. 修正项自适应法的优点是系统在理论上能收敛于真实的最优点, 但需要在线反复地求解优化问题, 并且控制系统需要对输入进行持续激励, 反而不利于传统意义上的稳定控制.

自优化控制<sup>[7]</sup>(SOC)是近 10 多年来兴起的一种新型实时优化策略, 已在许多实例中获得成功应

收稿日期: 2016-01-01; 修回日期: 2016-03-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61304081, 61673349); 浙江省教育厅科研项目(Y201432757); 宁波市创新团队项目(2012B82002, 2013B82005.)

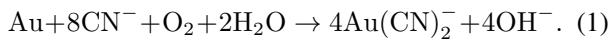
作者简介: 叶凌箭(1984—), 男, 副教授, 从事化工过程优化等研究; 关宏伟(1977—), 男, 讲师, 从事工业建模与仿真的研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: ljye@iipc.zju.edu.cn

用. SOC的核心问题是选择被控变量,即从优化的角度寻找控制系统需要维持在恒定点的变量. 被控变量可以是单个物理变量,也可以是多个变量的函数关系. 研究表明,如果被控变量设计得当,即使系统受外界扰动作用,只需跟踪控制被控变量的恒定设定值,也能使系统自动运行在最优点附近<sup>[7]</sup>. 近年来该领域的工作主要集中在以测量变量的线性组合为被控变量<sup>[8-12]</sup>,提高控制系统的优化性能. 本文基于自优化控制策略对金氰化浸出过程开展研究,在浸出过程模型存在不确定性的背景下,求解出输出变量的线性组合为被控变量,并在线跟踪控制,实现金氰化浸出过程的高效实时优化.

## 1 金氰化浸出过程模型

金氰化浸出过程的机理是浸出剂氰化钠溶液与矿石中的固体金、溶解氧作用生产可溶于水的金氰络合离子 $4\text{Au}(\text{CN})_2^-$ <sup>[4]</sup>,即



如图1所示,缓冲箱中输出调浆后的矿浆(包含固相和液相),用泵打入 $n$ 级串联的气力浸出槽,经溢流作用矿浆从前一级浸出槽不断流入后续浸出槽. 每一级浸出槽均通入浸出剂氰化钠溶液,并通入压缩空气提供反应所需的溶解氧,同时产生气力搅拌作用加速反应. 反应得到的金氰溶液浓度随浸出槽逐级增大,最后的浸取富液进入浸取液储槽,供后续置换车间使用.

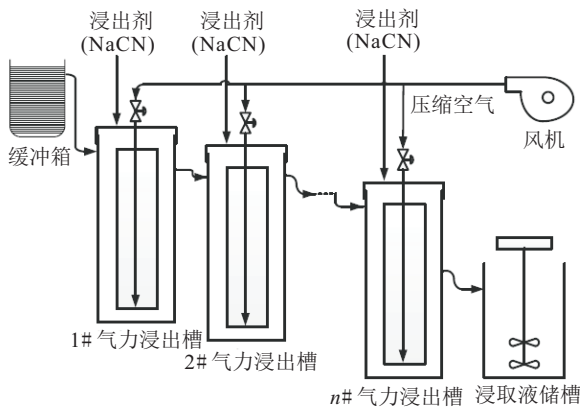


图1 金氰化浸出过程

浸出过程的机理模型可根据物质守恒定律建立,包括固液相中的金元素、氰根离子守恒和反应速率方程,即

$$\frac{dC_{s,i}}{dt} = \frac{Q_{s,i}}{M_{s,i}}(C_{s,i-1} - C_{s,i}) - r_{\text{Au},i}, \quad (2)$$

$$\frac{dC_{l,i}}{dt} = \frac{Q_{l,i}}{M_{l,i}}(C_{l,i-1} - C_{l,i}) + \frac{M_{s,i}}{M_{l,i}}r_{\text{Au},i}, \quad (3)$$

$$\frac{dC_{\text{CN},i}}{dt} = \frac{Q_{l,i}}{M_{l,i}}(C_{\text{CN},i-1} - C_{\text{CN},i}) + \frac{Q_{\text{CN},i}}{M_{l,i}} - r_{\text{CN},i}, \quad (4)$$

$$r_{\text{Au},i} = k_1(C_{s,i} - C_{s,\infty})^{k_2}C_{\text{CN},i}^{k_3}C_{\text{O},i}^{k_4}, \quad (5)$$

$$r_{\text{CN},i} = k_5C_{\text{CN},i}^{k_6}. \quad (6)$$

其中: $C_s$ 、 $C_l$ 和 $C_{\text{CN}}$ 分别为固相金品位,液相金浓度和液相氰离子浓度; $Q_s$ 、 $Q_l$ 和 $Q_{\text{CN}}$ 为矿浆固液相流量和浸出剂氰化钠的流量; $M_s$ 和 $M_l$ 为停留在浸出槽中的固液相质量; $r_{\text{Au}}$ 和 $r_{\text{CN}}$ 为金和氰离子的反应速率; $k_1 \sim k_6$ 为反应速率参数; $C_{s,\infty}$ 为理想情况下的固相残留金品位,与矿石平均粒径有关; $C_{\text{O}}$ 为溶解氧浓度;下标 $i$ 对应第 $i$ 个浸出槽.

记矿浆中的固相浓度为 $C_w$ ,浸出槽体积为 $V$ ,矿浆固液相密度分别为 $\rho_s$ 和 $\rho_l$ ,上述相关参数应满足

$$Q_l = \frac{(1 - C_w)Q_s}{C_w}, \quad (7)$$

$$\frac{M_s}{\rho_s} + \frac{M_l}{\rho_l} = V, \quad \frac{M_s}{M_l} = \frac{Q_s}{Q_l}. \quad (8)$$

若可忽略供氧成本,则供氧量将调到最大,因此溶液中的溶解氧浓度取为饱和状态下的常数. 另外,假定矿浆处理量恒定( $Q_s$ 、 $Q_l$ 为常数),则可操作的变量是各个浸出槽的浸出剂流量,操作目标可描述为如下带约束的经济最优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{Q_{\text{CN},i}} J &= P_{\text{CN}} \left( \sum_{i=1}^n Q_{\text{CN},i} + C_{\text{CN},0}Q_{l,1} \right) + \\ &P_{\text{CNd}}Q_{l,4} + P_{\text{Au}}Q_{s,4}C_{s,4}; \\ \text{s.t. } a &= \frac{C_{s,0} - C_{s,4}}{C_{s,0}} \geq a^*, \\ 0 &\leq Q_{\text{CN},i} \leq Q_{\text{CN},\text{max}}. \end{aligned} \quad (9)$$

其中:成本 $J$ 由浸出剂成本、残留的NaCN处理费用和矿石中的金损失3个部分构成( $P_{\text{CN}}$ 、 $P_{\text{CNd}}$ 和 $P_{\text{Au}}$ 分别为对应的价格); $a$ 定义为浸出率, $a^*$ 为最小浸出率; $Q_{\text{CN},\text{max}}$ 为最大能提供的浸出剂流量. 后文研究的浸出过程优化,只考虑稳态优化问题,即式(2)~(4)中等式左边微分项都取为0,所有模型参数采用文献[6]中提供的数据.

上述浸出过程的数学模型是基于反应机理推导的,推导过程中引入的一些假设条件只能近似满足,因此该模型与真实过程之间具有一定偏差. 另外,过程在运行期间不可避免地受到外界不确定扰动的影响,如环境温度变化、原料状况等,这也会导致原有的数学模型不准确. 这些不确定性可以体现在模型中某些重要参数的变化上. 经验表明,反应速率参数( $k_1 \sim k_6$ )是体现工况变化的重要参数,本文考虑

真实速率参数  $k_1 \sim k_6$  的变化范围是其标称值的  $\pm 20\%$ <sup>[6]</sup>. 在存在不确定性的情况下, 基于标称模型对式(9)进行优化求解得到的操作策略不是最优的, 真实工况下可能造成较大损失.

## 2 自优化控制

### 2.1 基本介绍

自优化控制(SOC)指的是一类以选择/设计被控变量为手段实现系统实时优化的方法<sup>[7]</sup>. SOC最初作为厂级过程的一种控制结构设计方法提出, 使系统在受到不确定扰动时, 能够在控制系统作用下更容易运行于最优点. 由于其性能优良并且实现简单, 现已发展成为一类重要的实时优化方法.

SOC包含如下特征:

1) 确定被控变量是核心问题, 传统的被控变量往往由工艺设计人员指定.

2) 系统是“自优化”的, 即控制系统在完成常规控制作用的同时, 过程能自动运行于最优点附近. 与其他自适应优化方法不同, 体现的是一种“以不变应变”的思路.

3) 优化作用快, 实时性好. 虽然设计时只考虑稳态优化, 但实际运行时被控变量是被动态跟踪的, 这意味着SOC的优化作用伴随着控制作用同步完成, 提高了优化速度. 文献[13-14]对此进行了详细讨论.

4) SOC不追求理论上的最优点, 而是通过设计被控变量降低经济损失, 如果损失在可接受的范围内, 则可以省略工程上配置成本较高的单独优化层, 见图2所示的SOC控制结构.

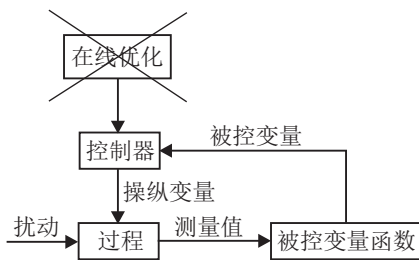


图2 SOC的控制结构图

### 2.2 一种全局自优化控制方法

经过10多年的研究, SOC已由最初的以单个物理变量为被控变量拓展到以它们的函数(特别是线性组合)为被控变量. 理论上, 多个变量提供了更多过程信息, 因此能取得更好的优化效果. 文献中已报道多种方法<sup>[8-12]</sup>求解此类被控变量, 本文采用作者最近提出的一种全局SOC方法<sup>[15]</sup>. 不同于其他基于线性化模型的方法, 该方法以整个操作空间内的平均经济损失为最小化目标, 自优化效果不局限于标称工作点

附近的邻域, 具有全局性. 考虑如下最优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}} \quad & J(\mathbf{u}, \mathbf{d}); \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{G}(\mathbf{u}, \mathbf{d}) \leq 0, \\ & \mathbf{y}_m = \mathbf{y} + \mathbf{n} = \mathbf{f}(\mathbf{u}, \mathbf{d}) + \mathbf{n}. \end{aligned} \quad (10)$$

其中:  $J$ 为成本指标;  $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^{n_u}$ 和 $\mathbf{d} \in \mathbf{R}^{n_d}$ 分别为操纵变量和不确定扰动/参数;  $\mathbf{y}, \mathbf{n}$ 和 $\mathbf{y}_m$ 为过程输出变量及其噪声和测量值;  $\mathbf{f}$ 和 $\mathbf{G}$ 为输出模型和约束条件. 目标是求解 $\mathbf{c} = \mathbf{H}\mathbf{y}$ 中的组合矩阵 $\mathbf{H}$ , 当被控变量的测量值 $\mathbf{c}_m = \mathbf{H}\mathbf{y}_m = \mathbf{c} + \mathbf{H}\mathbf{n}$ 被控制在恒设定点 $\mathbf{c}_s$ 上时, 经济损失 $L \triangleq J(\mathbf{u}, \mathbf{d}) - J^{\text{opt}}(\mathbf{d})$ 最小.

**推论1** 任意被控变量的非0设定值 $\mathbf{c}_s$ 可通过以下方式变换为0: 假设有一个恒为1的变量 $y_0$ , 定义向量 $\hat{\mathbf{y}} \triangleq [y_0 \ \mathbf{y}^T]^T$ , 此时新的组合矩阵变量为 $\hat{\mathbf{H}} = [-\mathbf{c}_s \ \mathbf{H}]$ .

该推论表明, 为同时求解被控变量的最优设定点, 可在测量变量中加入常数1, 由此求解而得的所有被控变量设定值都为0. 为简便起见且不失一般性, 后文直接用 $\mathbf{y}$ 和 $\mathbf{H}$ 代替 $\hat{\mathbf{y}}$ 和 $\hat{\mathbf{H}}$ . 以 $\mathbf{c}$ 为自由变量, 将目标函数 $J$ 在最优点处泰勒展开至2阶, 有

$$J = J^{\text{opt}} + \mathbf{J}_c^T \mathbf{e}_c + 0.5 \mathbf{e}_c^T \mathbf{J}_{cc} \mathbf{e}_c. \quad (11)$$

其中:  $\mathbf{J}_c$ 和 $\mathbf{J}_{cc}$ 分别为一阶偏导和海森矩阵,  $\mathbf{e}_c \triangleq \mathbf{c} - \mathbf{c}^{\text{opt}}$ 为被控变量偏离最优点的幅度. 根据最优性必要条件, 有一阶偏导 $\mathbf{J}_c = 0$ . 由推论1的结论 $\mathbf{c}_m = 0$ , 有 $\mathbf{e}_c = -\mathbf{H}\mathbf{y}_m^{\text{opt}}$ , 其中 $\mathbf{y}_m^{\text{opt}} = \mathbf{y}^{\text{opt}} + \mathbf{n}$ . 得到如下二次型损失函数:

$$L = 0.5(\mathbf{H}\mathbf{y}_m^{\text{opt}})^T \mathbf{J}_{cc}(\mathbf{H}\mathbf{y}_m^{\text{opt}}). \quad (12)$$

可将 $L$ 分解为分别由扰动和噪声引起的损失<sup>[15]</sup>, 即

$$L = 0.5(\mathbf{H}\mathbf{y}^{\text{opt}})^T \mathbf{J}_{cc} \mathbf{H}\mathbf{y}^{\text{opt}} + 0.5 \text{tr}(\mathbf{W}^2 \mathbf{H}^T \mathbf{J}_{cc} \mathbf{H}). \quad (13)$$

其中:  $\text{tr}(\ )$ 为矩阵的迹,  $\mathbf{W}$ 为对角矩阵, 其对角元素为每个测量变量对应的噪声幅值. 根据上面的结果, 对不确定扰动 $\mathbf{d}$ 的分布空间进行Monte Calo采样, 产生 $N$ 组序列 $\mathbf{d}_{(1)}, \dots, \mathbf{d}_{(N)}$ .  $L$ 的全局平均(期望)损失 $L_{av}$ 可近似为<sup>[15]</sup>

$$\begin{aligned} L_{av} \approx & \\ & \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{H}\mathbf{y}_{(i)}^{\text{opt}})^T \mathbf{J}_{cc} \mathbf{H}\mathbf{y}_{(i)}^{\text{opt}} + 0.5 \text{tr}(\mathbf{W}^2 \mathbf{H}^T \mathbf{J}_{cc} \mathbf{H}). \end{aligned} \quad (14)$$

式(14)很难直接求解, 可采取如下措施进一步简化: 1) 近似认为所有 $N$ 个工作点的海森矩阵 $\mathbf{J}_{cc}$ 相等, 并且取为某个参考点处(如标称点)的数值; 2) 引入约束条件 $\mathbf{H}\mathbf{G}_y = \mathbf{J}_{uu}^{1/2}$ , 可进一步使 $\mathbf{J}_{cc} = \mathbf{I}$ . 其中 $\mathbf{G}_y$

为参考点处的输入输出增益矩阵,  $J_{uu}$  为参考点处  $J$  相对于  $u$  的海森矩阵. 注意, 引入约束条件可以使最优解具有唯一性, 有利于求解最优化问题. 原始问题最优解的非唯一性可根据  $Hy_m = 0$  得出, 因为  $BH$  的效果等同于  $H$  ( $B$  为任意  $n_u$  维非奇异方阵), 进而有

$$\begin{aligned} L_{av} &\approx \\ &\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (Hy_{(i)}^{\text{opt}})^T Hy_{(i)}^{\text{opt}} + 0.5 \text{tr}(W^2 H^T H) = \\ &\frac{1}{2N} \|YH^T\|_F^2 + \frac{1}{2} \|WH^T\|_F^2 = \\ &\frac{1}{2} \|\tilde{Y}H^T\|_F^2. \end{aligned} \quad (15)$$

其中

$$Y = [y_{(1)}^{\text{opt}} \cdots y_{(N)}^{\text{opt}}]^T, \tilde{Y} = \left[ \frac{1}{\sqrt{N}} Y^T \quad W_n \right]^T. \quad (16)$$

最终得到如下最优化问题:

$$\begin{aligned} \min_H L_{av} &= \min_H \frac{1}{2} \|\tilde{Y}H^T\|_F^2; \\ \text{s.t. } &HG_y = J_{uu}^{1/2}. \end{aligned} \quad (17)$$

上述问题存在解析解, 结果如下<sup>[15]</sup>:

$$H^T = (\tilde{Y}^T \tilde{Y})^{-1} G_y (G_y (\tilde{Y}^T \tilde{Y})^{-1} G_y)^{-1} J_{uu}^{1/2}. \quad (18)$$

基于此结果, 可进一步得到最优组合矩阵的通解为  $BH$ . 虽然稳态性能一致, 但可通过设计合适的  $B$  提高被控变量的可控性.

### 2.3 求解步骤

综上所述, 针对某一具体研究的问题, 按照如下步骤求解自优化被控变量:

- 1) 确定不确定扰动  $d$  的分布空间和输出变量的噪声幅值;
- 2) 对  $d$  的分布空间进行 Monte Calo 采样, 产生  $N$  组序列  $d_{(1)}, \dots, d_{(N)}$ ;
- 3) 对每一组  $d_{(i)}$  进行离线优化 (最小化  $J$ ), 计算最优工作点对应的输出变量  $y_{(i)}^{\text{opt}}$ ;
- 4) 根据式 (16) 构造中间矩阵  $Y$  和  $\tilde{Y}$ ;
- 5) 计算参考工作点的海森矩阵  $J_{uu}$  和增益矩阵  $G_y$ ;
- 6) 由式 (18) 计算得到最优组合矩阵  $H$ .

## 3 金氰化浸出过程的自优化控制

### 3.1 预备计算

本文考虑金氰化浸出过程的扰动参数为反应速率  $k_1 \sim k_6$ , 分布空间为各自标称值的  $\pm 20\%$ . 根据前一节介绍的被控变量求解方法, 对整个扰动空间进行

Monte Calo 采样 ( $N = 500$ ,  $k_1 \sim k_6$  均匀分布). 使用 SQP 法对这 500 组情形进行优化, 得到的最优输入  $Q_{CN}$  分布如图 3 (只显示其中 100 组). 从中可以看到, 各个浸出槽的  $Q_{CN}$  变化很大, 如果只采用标称工况下得到的优化操作策略, 则不能满足真实浸出过程的最优控制需求.

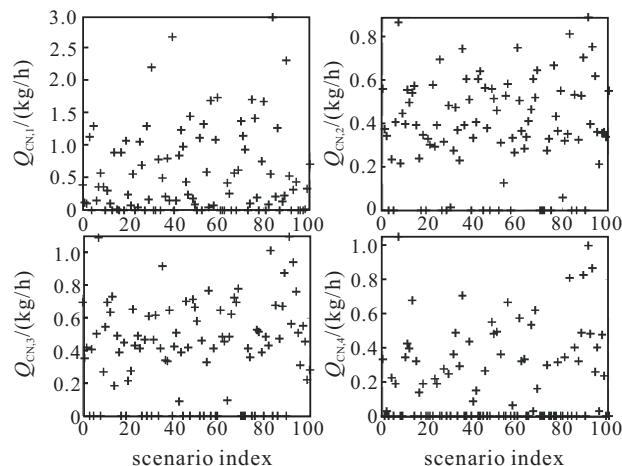


图3 最优输入  $Q_{CN}$  的分布 (其中 100 组)

根据前面的求解结果, 记录下每个最优状态下对应的输出变量值, 输出变量为每个浸出槽的浸出剂流量、固相金品位和液相氰离子浓度 ( $Q_{CN}$ ,  $C_s$  和  $C_{CN}$ ). 本文研究 4 级浸出槽串联的浸出过程, 供选择的输出变量共计 12 个. 测量噪声取为高斯噪声, 标准差为标称值的 5%. 取标称工作点为参考工作点, 对应的敏感矩阵  $J_{uu}$  和  $G_y$  使用有限差分法计算.

### 3.2 输出变量选择

一般而言, 使用输出变量构建被控变量越多, 自优化效果越好. 从实用的角度考虑, 倾向于使用更少的输出变量, 使被控变量形式简单, 易于理解. 因此, 需要在这两个因素之间做权衡. 从候选输出变量中选取最优的变量子集使经济损失最小, 是一个组合寻优问题. 该浸出过程规模适中, 可以使用穷举法求解. 由于操纵变量 (自由度) 有 4 个, 选择的输出变量个数应大于等于 4, 使控制问题有意义. 另外, 考虑到被控变量中总是包含浸出剂流量  $Q_{CN,i}$  ( $i = 1 \sim 4$ ), 这是因为它们本身就是操纵变量, 有助于提高被控变量的可控性, 更利于在线跟踪控制.

结果显示, 随着  $n_y$  从 4 增加到 12,  $L_{\min}$  呈现出逐渐降低的趋势, 从最初的 5.73 逐渐降低到终值 0.238. 表 1 列举了  $n_y$  分别为 4, 5, 6, 7, 12 时的  $L_{\min}$ . 总体而言,  $L_{\min}$  的下降趋势在  $n_y = 4 \sim 6$  阶段比较显著,  $n_y = 6$  时的平均损失为 0.329, 而  $n_y > 6$  时, 损失虽持续下降但非常缓慢. 因此, 选择  $n_y = 6$  是比较合理的方案. 此时, 最佳输出变量是第 2 个浸出槽的

固相金品位  $C_{s,2}$  和第4个浸出槽的液相氰离子浓度  $Q_{CN,4}$ . 最终选择的被控变量为  $\mathbf{c} = \mathbf{H}\mathbf{y}$ , 其中

$$\mathbf{y} = [1 \ Q_{CN,1} \ Q_{CN,2} \ Q_{CN,3} \ Q_{CN,4} \ C_{s,2} \ C_{CN,4}]^T,$$

$\mathbf{H} =$

$$\begin{bmatrix} 3.57 & 4.08 & 1.45 & 1.66 & 2.72 & -3.02 & -0.014 \\ 0.61 & 0.92 & 3.55 & 1.23 & 0.90 & -2.39 & -0.0015 \\ -0.18 & 0.15 & 0.70 & 3.47 & 0.78 & -2.27 & 0.003 \\ 0.15 & 0.016 & 0.26 & 1.03 & 3.71 & -2.07 & 0.003 \end{bmatrix}.$$

表1 最优输出变量选择结果

$n_y$	$\mathbf{y}$ (除 $Q_{CN}$ 外)	$L_{min}$
4	—	5.73
5	$C_{CN,3}$	2.48
6	$C_{s,2}, C_{CN,4}$	0.329
7	$C_{s,2}, C_{CN,1}, C_{CN,4}$	0.299
12	所有	0.238

### 3.3 性能验证

前面提到,取  $\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{B}\mathbf{H}$  为组合矩阵时,  $\hat{\mathbf{H}}$  和  $\mathbf{H}$  具有相同的稳态性能,可以设计合理的  $\mathbf{B}$ , 提高被控变量的动态可控性. 一种做法是取  $\mathbf{B} = (\mathbf{H}\mathbf{G}_y)^{-1}$ , 此时被控变量和操纵变量之间的增益矩阵为

$$\mathbf{G} = \hat{\mathbf{H}}\mathbf{G}_y = (\hat{\mathbf{H}}\mathbf{G}_y)^{-1}\hat{\mathbf{H}}\mathbf{G}_y = \mathbf{I}, \quad (19)$$

即达到了解耦的效果. 计算得到解耦后的  $\hat{\mathbf{H}}$  为

$$\hat{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} 0.88 & 0.98 & 0.06 & 0.26 \\ -0.1 & -0.07 & 0.94 & -0.03 \\ -0.18 & -0.09 & -0.09 & 0.92 \\ 0.0008 & -0.07 & -0.07 & 0.06 \\ 0.57 & -0.22 & -0.004 \\ -0.07 & -0.29 & 0.0004 \\ -0.17 & -0.34 & 0.001 \\ 0.87 & -0.28 & 0.0008 \end{bmatrix}.$$

闭环控制时,采用分散控制的控制结构,使用PI控制器单独控制每一个被控变量,配对方式为对角型,即调节第  $i$  个浸出剂进量控制第  $i$  个被控变量. 为演示自优化控制策略的性能,以表2所列的2种随机动力学参数情形为例进行验证.

表2 动力学参数情形

	$k_1$	$k_2$	$k_3$	$k_4$	$k_5$	$k_6$
标称值	0.0011	2.13	0.961	0.228	$3.58 \times 10^{-9}$	3.71
情形1	0.0013	2.04	0.813	0.190	$3.48 \times 10^{-9}$	4.20
情形2	0.00094	2.44	0.992	0.233	$3.16 \times 10^{-9}$	4.23

第1种动力学参数情形的仿真结果如图4所示. 可以看到,在控制器作用下,被控变量  $c_1 \sim c_4$  很

快从各自的初始值调节至设定值0附近,展现出了快速收敛性. 同时,  $Q_{CN,i} (i = 1 \sim 4)$  在控制器作用下被自动调节到真实的最优值附近. 注意,  $Q_{CN,i}$  最终的收敛位置和最优值之间略有差距,这是由自优化控制本身的特征决定的,即容许有少量经济损失. 从  $J$  的曲线图中也可以看出,真实的最优值是416.8 CNY/h, 方法最终达到的结果在417 CNY/h左右,损失非常微小,可以认为已经达到了令人满意的效果.

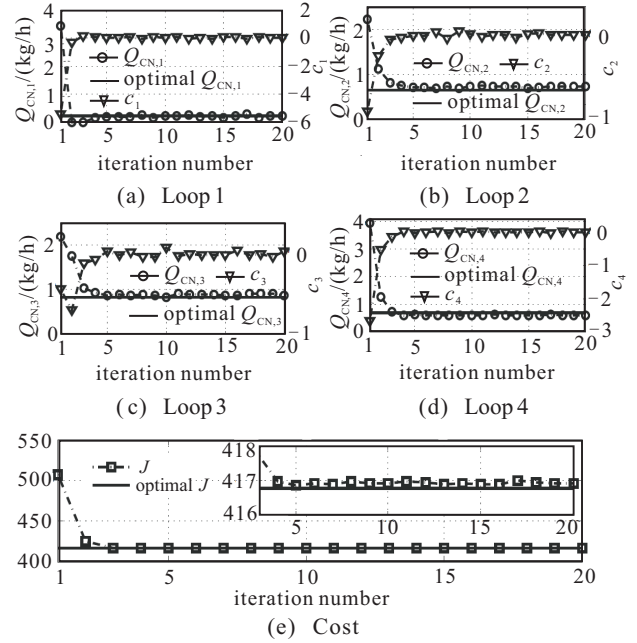


图4 第1种动力学参数情形的控制效果

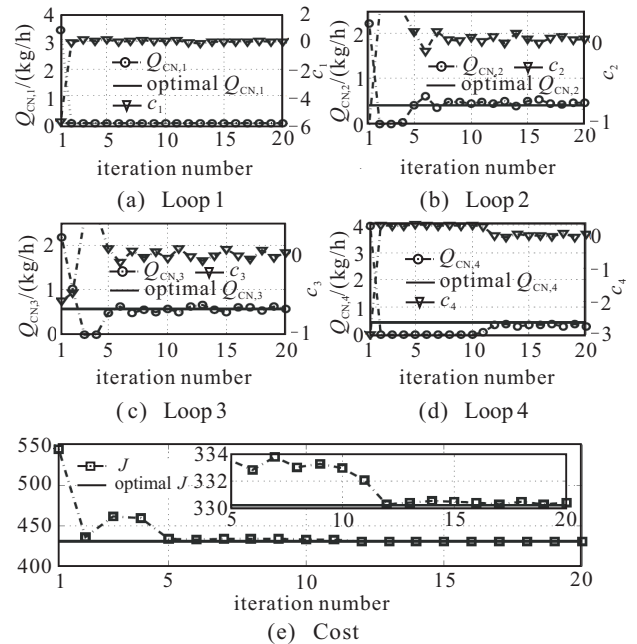


图5 第2种动力学参数情形的控制效果

第2种动力学参数情形的仿真结果与上述情形类似,如图5所示. 通过控制  $\mathbf{c} = 0$ , 各操纵变量  $Q_{CN,i}$  也被自动调节到真实的最优值附近,实现了自优化控制. 注意到在第10~第12次迭代过程中,  $J$  经历了较

为明显的下降才收敛到了最终值. 这是因为 $Q_{CN,4}$ 在之前的控制作用中被限制在最小值0, 即控制器输出达到了饱和状态, 因此控制器只有在消除该积分饱和后才能继续调节 $Q_{CN,4}$ . 最终, 自优化控制也取得了非常优异的效果. 除上述两种情况外, 也测试了其他大量随机参数, 均取得了类似结果. 因篇幅所限, 这里不再一一展示.

#### 4 结 论

本文研究了金氰化浸出过程的自优化控制问题, 提出了不确定性浸出过程的优化控制解决方案. 方法以设计被控变量为手段, 通过常规控制完成优化作用, 为浸出过程的实时优化提供了一种新思路. 研究结果表明, 所提出的自优化控制方法实施便捷、效果优异, 具有良好的应用潜力.

**致谢** 本文作者感谢东北大学张俊博士在金氰化浸出过程建模问题上提供的帮助和指导.

#### 参考文献(References)

- [1] 孙骥. 金银冶金[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2008.  
(Sun J. Gold and silver metallurgy[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2008.)
- [2] De Andrade Lima L, Hodouin D. A lumped kinetic model for gold ore cyanidation[J]. Hydrometallurgy, 2005, 79(3): 121-137.
- [3] De Andrade Lima L, Hodouin D. Simulation study of the optimal distribution of cyanide in a gold leaching circuit[J]. Minerals Engineering, 2006, 19(13): 1319-1327.
- [4] 张俊, 毛志忠, 贾润达. 金氰化浸出过程建模及实时优化自适应策略[J]. 控制与决策, 2014, 29(7): 1211-1216.  
(Zhang J, Mao Z Z, Jia R D. Modeling and real-time optimization adaptations for gold cyanidation leaching process[J]. Control and Decision, 2014, 29(7): 1211-1216.)
- [5] 张俊, 毛志忠, 贾润达. 金氰化浸出过程实时优化[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(9):1198-1205.  
(Zhang J, Mao Z Z, Jia R D. Real-time optimization for gold cyanidation leaching process[J]. Control Theory & Applications, 2014, 31(9):1198-1205.)
- [6] 张俊, 毛志忠, 贾润达, 等. 金氰化浸出过程自适应优化[J]. 化工学报, 2014, 65(12): 4890-4897.  
(Zhang J, Mao Z Z, Jia R D, et al. Adaptive optimization for gold cyanidation leaching process[J]. CIESC J, 2014, 65(12): 4890-4897.)
- [7] Skogestad S. Plantwide control: The search for the self-optimizing control structure[J]. J of Process Control, 2000, 10(5): 487-507.
- [8] Alstad V, Skogestad S. Null space method for selecting optimal measurement combinations as controlled variables[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2007, 46(3): 846-853.
- [9] Kariwala V, Cao Y, Janardhanan S. Local self-optimizing control with average loss minimization[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2008, 47(4): 1150-1158.
- [10] Ye L J, Cao Y, Li Y D, et al. Approximating necessary conditions of optimality as controlled variables[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2013, 52(2): 798-808.
- [11] 叶凌箭, 李英道, 宋执环. 一种构造化工过程被控变量的方法[J]. 化工学报, 2011, 62(8): 2221-2226.  
(Ye L J, Li Y D, Song Z H. New approach for constructing controlled variables for chemical processes[J]. CIESC J, 2011, 62(8): 2221-2226.)
- [12] Halvorsen I J, Skogestad S, Morud J C, et al. Optimal selection of controlled variables[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2003, 42(14): 3273-3284.
- [13] Engell S. Feedback control for optimal process operation [J]. J of Proc Control, 2007, 17(3): 203-219.
- [14] Ye L J, Cao Y, Ma X S, et al. A novel hierarchical control structure with controlled variable adaptation[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2014, 53(38): 14695-14711.
- [15] Ye L J, Cao Y, Yuan X F. Global approximation of self-optimizing controlled variables with average loss minimization[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2015, 54(48): 12040-12053.

(责任编辑: 孙艺红)