

基于案例推理的湿法冶金全流程优化设定

牛大鹏, 臧雅丽, 贾明兴

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 湿法冶金全流程具有工况多变、强耦合、非线性等特点, 基于机理模型的过程优化控制通常求解困难且难以适应工况变化。为此, 提出一种基于案例推理的全流程优化设定方法。由于湿法冶金各生产工序之间存在紧密耦合, 运行参数彼此关联, 这些关联关系表现为各工况运行参数和各调整变量的优化设定值之间的关系。因此, 通过对历史数据进行关联规则挖掘, 寻找各运行参数和操作变量的优化设定值之间的规则, 将挖掘的规则用于案例修正环节, 以解决案例修正中规则难以获取的问题。仿真实验表明, 该方法可以提高湿法冶金全流程的经济效益。

关 键 词: 湿法冶金; 优化设定; 历史数据; 案例推理; 关联规则挖掘

中图分类号: S 24; TP 399

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2020)01-0001-06

Optimal Setting for Hydrometallurgical Whole Process Based on Case-Based Reasoning

NIU Da-peng, ZANG Ya-li, JIA Ming-xing

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: NIU Da-peng, E-mail: niudapeng@ise.neu.edu.cn)

Abstract: The hydrometallurgical whole process has the characteristics of variable working conditions, strong coupling and non-linearity. The process optimization control based on mechanism model is usually difficult to solve, and has difficulty in adapting to changes in working conditions. Thus, a case-based reasoning (CBR) method to optimize the whole process is proposed. Due to the close coupling in hydrometallurgical the production processes, the operation parameters are related to each other, which shows the relationship between the operation parameters of each working condition and the optimal setting value of each adjustment variable. Therefore, the rules between the optimal setting values of each operation parameter and operation variables are searched by mining the association rules of historical data. The mining rules are used in the case correction to solve the problem that rules are difficult to obtain. The simulation results show that this method can improve the economic benefits of the hydrometallurgical whole process.

Key words: hydrometallurgy; optimal setting; historical data; case-based reasoning (CBR); association rule mining

随着经济的快速发展,高品位高价值矿产资源的开发利用不断加速;与此同时,由于环保意识的不断增强,高排放、高污染的传统有色金属冶炼方法难以持续。与火法冶炼相比,湿法冶金技术可以处理低品位、复杂矿,同时具有对环境污染较小等诸多优点^[1]。

已有对湿法冶金全流程优化控制的研究大多是基于过程定量数学模型进行的。Yuan 等根据黄

金冶炼厂的湿法冶金工艺,建立全流程的机理模型^[2],以总浸出率最高为优化目标,建立浸出过程的优化模型^[3]。Yu 等^[4]在全流程优化模型中加入设备生产能力、精品矿处理量、能源消耗限制以及生产指标上下限等约束条件。由于稳态机理模型和实际生产过程往往存在模型失配问题,由此得到的优化解难以应用到实际的生产过程。

随着基础自动化水平的不断提高,利用历史

数据进行优化控制已成为湿法冶金过程自动化领域的研究热点之一. 文献[5]提出使用铜闪速操作模式优化的方法, 借助动态 T-2 递归模糊神经网络, 提升了铜闪速炉的生产效率. 文献[6]首先识别出导致过程非优的关键原因变量, 进而采用基于强化学习的非优自恢复方法来修正原因变量的设定值, 从而实现过程的优化控制.

作为数据挖掘中的一项重要研究内容, 关联规则挖掘技术拥有广阔的应用前景. Yang 等^[7]提出一种将模糊量化关联规则和遗传算法相结合的优化方法用于锅炉脱硝经济性优化, 提取了各调整变量的最优设定值与机组负荷之间的关系. 文献[8]将关联规则挖掘算法用于寻找引发交通事故的关键因素, 为交通管理部门提供决策支持.

针对湿法冶金生产工艺具有不确定性、强耦合和非线性的特点, 本文提出了基于案例推理的全流程优化设定方法. 由于湿法冶金中各运行参数和各变量的最优设定值之间彼此关联, 利用关联规则挖掘算法可以确定综合经济效益最优下各工况运行参数和各调整变量的优化设定值之间的关联关系, 从而提取出综合经济效益最优时各关键变量的优化设定值. 因此, 本文提出基于关联规则挖掘的案例修正方法. 湿法冶金全流程进行优化设定时, 如果当前的工况在一定范围波动, 根据当前的工况条件在湿法冶金案例库中匹配出与目标案例最为相似的源案例, 如果相似度满足要求, 那么重用源案例的解, 否则进行案例的在线修正. 在进行案例修正时, 根据当前工况的条件, 通过关联规则挖掘的规则获取操作变量的设定值, 并将设定值应用到生产过程中.

1 湿法冶金优化问题描述

湿法冶金工艺流程通常由浸出、洗涤和置换等工序构成. 首先, 排矿泵将上游过程产生的矿浆溶液输送到浸出槽中, 两次浸出均在第 1、2 和 4 级浸出槽中放入氰化物与矿浆溶液进行浸出反应, 实现精矿中的金元素和杂质的分离; 进入洗涤过程, 用置换工序生成的贫液对压滤后的滤饼进行洗涤; 之后进入压滤洗涤过程, 浸出后的矿浆进入压滤机中, 用置换工序生成的贫液对压滤后的滤饼进行洗涤; 最后是置换过程, 将压滤后的滤液进行脱氧操作后送至混合器中与锌粉充分混合, 混合后的溶液输送至板框压滤机中进行置换反应, 最终生成金泥. 浸出过程原理如图 1 所示, 置换过程如图 2 所示.

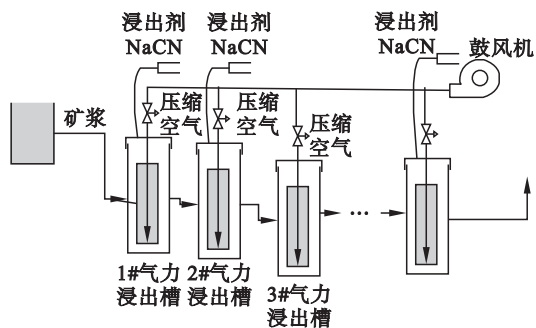


图 1 湿法冶金浸出过程原理示意图
Fig. 1 Flow chart of hydrometallurgical leaching process

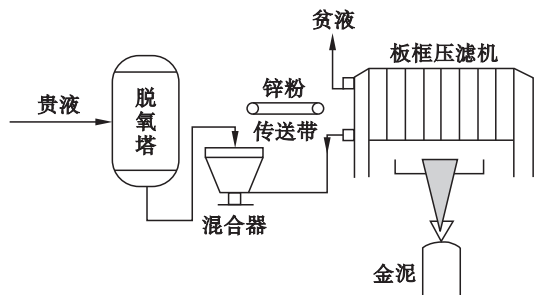


图 2 湿法冶金置换过程原理示意图
Fig. 2 Flow chart of hydrometallurgical replacement process

由于单纯的人工调节难以满足湿法冶金全流程的生产指标要求, 因此在湿法冶金优化控制中加入优化设定系统, 即根据综合经济效益指标, 在各个工序中寻找最佳的工艺指标, 然后将操作变量设定值应用到各个工序的控制回路, 使湿法冶金生产过程能够达到预期的目标.

由于湿法冶金全流程变量多、数据量大, 许子昂^[9]提出利用遗传算法对历史数据决策表进行粗糙集属性约简, 以获取更精简的优化设定规则. 结合湿法冶金高铜线的历史数据, 可知初始固金品位 w_s , 矿石流量 Q_m , 高品位贵液处理量 G_y , 高品位贵液金品位 w_{Au} , 一浸一槽氰根离子含量 w_{CN1} , 二浸一槽氰根离子含量 w_{CN2} , 一浸氰渣尾金品位 w_{Au1} 及二浸氰渣尾金品位 w_{Au2} 共 8 个工况变量对湿法冶金全流程综合经济效益影响较大, 能够描述优化设定中的不同工况变化.

湿法冶金的综合经济效益为

总经济效益 = 精矿处理量 × 精矿品位 × 浸出率 × 置换率 × 金的单价 - 物耗.

其中, 物耗 = 氰化钠 (NaCN) 添加量 × 氰化钠单价 + 锌粉 (Zn) 添加量 × 锌粉单价. 在温度和磨矿粒度等变量一致时, 氰化钠添加量是影响浸出率的关键因素, 锌粉添加量是影响置换率的关键因素. 因而, 全流程优化的决策变量为一级浸出过程和二级浸出过程的第 1、2 和 4 浸出槽中氰化钠的

添加量 $Q_{CN1,1}$, $Q_{CN1,2}$, $Q_{CN1,4}$, $Q_{CN2,1}$, $Q_{CN2,2}$ 和 $Q_{CN2,4}$ 以及置换工序中锌粉的添加量 Q_{Zn} .

2 基于案例推理的湿法冶金全流程优化方法架构

本文提出的湿法冶金全流程优化方法包括基于案例推理的优化设定和基于规则推理的案例修正方法. 当生产工况在一定范围内波动时, 在湿法冶金案例库中匹配出与目标案例最为相似的源案例, 如果相似度大于阈值, 那么重用源案例的解, 否则进行案例的在线修正, 通过关联规则挖掘算法获取操作变量的设定值, 并将设定值应用到生产过程中. 优化设定原理如图3所示.

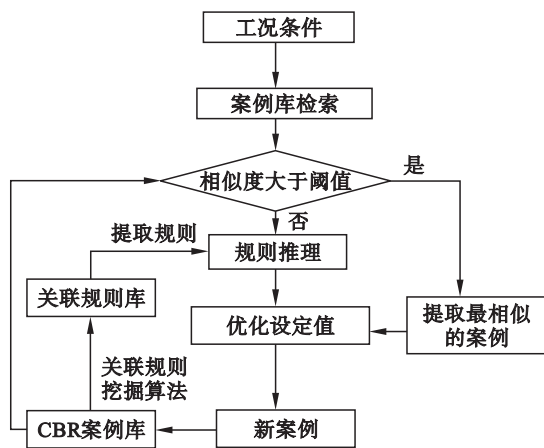


图3 基于数据驱动的湿法冶金全流程优化设定方法

Fig. 3 Flow chart of optimal setting of hydrometallurgical whole process based on data-driven

结合历史数据和专家经验, 将典型的工况转换为案例的形式, 这样湿法冶金全流程的优化设定问题就转换成案例的构造、检索、重用、修正及增删的过程.

2.1 案例库与案例描述

每一条案例至少由问题与解两部分组成, 其中, 问题的描述称为条件属性, 解的描述称为解属性. 将8个工况变量 w_s , Q_m , G_y , w_{Au} , w_{CN1} , w_{CN2} , w_{Au1} 及 w_{Au2} 设置为案例的条件属性, 分别用 f_1, f_2, \dots, f_8 表示. 将6个浸出槽中氰化钠的添加量 $Q_{CN1,1}$, $Q_{CN1,2}$, $Q_{CN1,4}$, $Q_{CN2,1}$, $Q_{CN2,2}$ 和 $Q_{CN2,4}$ 以及锌粉的添加量 Q_{Zn} 共7个变量作为案例库的解属性, 分别用 $f_{s1}, f_{s2}, \dots, f_{s7}$ 来表示. 在案例库中, 每个案例的条件属性描述为

$$F = [f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8]. \quad (1)$$

解特征描述为

$$F_s = [f_{s1}, f_{s2}, f_{s3}, f_{s4}, f_{s5}, f_{s6}, f_{s7}]. \quad (2)$$

2.2 案例检索

案例检索是指根据待解决问题的描述, 在案例库中寻找与该问题相同或者最相似的案例. 设湿法冶金全流程当前工况的案例描述特征为 F , 案例库中的现有某一案例, 也就是源案例, 其描述特征为

$$F_k = [f_{k,i}], k = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

F 与 F_k 之间的相似度 $\text{SIM}(F, F_k)$ 可以由式(4)表示:

$$\text{SIM}(F, F_k) = 1 - \frac{d_m(F - F_k)}{\max(d_m(F - F_k))}, \quad (4)$$

$$d_m(F - F_k) = \sqrt{M(F - F_k)^T}.$$

式中: $d_m(F - F_k)$ 表示 F 与 F_k 案例特征的马氏距离; M 表示案例库数据的协方差矩阵的逆. 显而易见, 两个案例相似度的值在区间 $[0, 1]$ 之间, $\text{SIM}(F, F_k)$ 的值越高, 两个案例的相似度越高.

2.3 案例重用

一般情况下, 若案例库中检索出的源案例的条件描述与当前工况条件极为相似, 那么使用源案例的解属性作为目标案例的解属性. 根据多次实验仿真研究, 相似度阈值 λ 的最佳设定值为 0.9.

2.4 案例在线修正与存储

当检索到的源案例与目标案例之间的相似度值小于 λ 时, 认为源案例偏离当前的工况, 所提供的解难以取得较好的控制效果, 此时应该进行案例的在线修正. 新的案例由目标案例的条件属性与修正获得的解属性组成, 并将解属性应用到控制回路中.

3 数据处理及关联规则挖掘

由于湿法冶金各生产工序之间存在紧密耦合, 各工况运行参数和各调整变量的最优设定值之间存在关联关系, 利用关联规则挖掘算法可以确定各工况运行参数和各调整变量的优化设定值的关联规则.

案例修正环节就是从案例库中提取相应的规则, 从而获得综合经济效益最优时各调整变量的优化设定值.

3.1 数据预处理

湿法冶金全流程的数据预处理主要包括两个部分: ①湿法冶金全流程中变量多而且数据量大, 因而直接剔除明显异常数据、孤立点和噪声; ②由于湿法冶金全流程变量多是数值型, 而关联规则算法只能接受布尔型属性变量, 因此需要对数值

型变量进行离散化,将连续值划分为多个不同的区间,每个区间映射成不同的布尔属性.

3.2 关联规则分析

关联分析是指发现和挖掘存在于项目集合或者事务集合之间的频繁模式或关联性. 被发现的关联关系称为关联规则,通常表示为 $A \rightarrow B(s, c)$, 其中, A 和 B 为不相交的项集, s 为规则的支持度, c 为规则的置信度. 在数据集 I 中, A 和 B 为两个互不相交的集合, 支持度 s 和置信度 c 分别如式(6)和式(7)所示.

$$s = P(A \cup B), \tag{5}$$

$$c = \frac{P(A \cup B)}{P(A)}. \tag{6}$$

式中: P 是概率; $A \cup B$ 是集合 A 和集合 B 的并集.

3.3 Apriori 算法

Apriori 算法采用了迭代的形式, 先搜索出 1 阶候选项集 C_1 并计算出对应的支持度, 剪枝去除支持度小于最小支持度的候选集, 生成 1 阶频繁项集 L_1 ; 然后连接剩下的 1 阶频繁项集, 生成 2 阶的候选项集 C_2 , 计算对应的支持度并删除小于最小支持度的候选项集, 生成 2 阶频繁项集 L_2 . 按照上述步骤, 依次迭代直到生成最大的频繁项集 L_k . 算法原理如图 4 所示.

如果频繁项集 $A \cup B$ 的置信度大于最小置信度, 则认为关联规则 $A \rightarrow B$ 是强关联规则. 得到强关联规则后还需要剔除冗余的规则. 由于湿法冶金生产数据的检测值及对应的被控变量都是确定值, 因此置信度设置成 100% 才能满足要求. 为了获得较多的规则, 经过多次试验, 最小支持度设定为 1%.

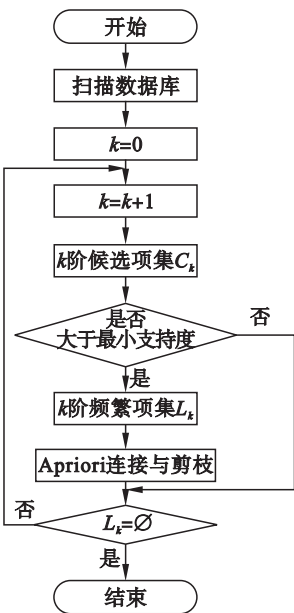


图 4 Apriori 算法原理
Fig. 4 Flow chart of Apriori algorithm

4 仿真实验

东北大学设计开发的“湿法冶金全流程优化控制与监测仿真平台”可模拟湿法冶金实际生产过程,并能实现对优化控制与监测算法的仿真验证,具有较好的示范价值,已通过国家高技术研究发展计划项目的专家验收. 本文将利用该仿真平台对所提出的方法进行仿真验证.

4.1 构造案例库

湿法冶金全流程优化案例库中案例的条件属性如表 1 所示,对应的解属性如表 2 所示. 限于篇幅,本文仅列出部分数据.

表 1 湿法冶金全流程优化案例库的条件属性								
Table 1 Conditional attributes of the initial case library of hydrometallurgical whole process optimization								
案例	w_s $g \cdot t^{-1}$	Q_m $kg \cdot h^{-1}$	G_y $m^3 \cdot h^{-1}$	w_{Au} $g \cdot t^{-1}$	w_{CN1} $g \cdot t^{-1}$	w_{CN2} $g \cdot t^{-1}$	w_{Au1} $g \cdot t^{-1}$	w_{Au2} $g \cdot t^{-1}$
1	661.01	2 579.73	12 247.07	1 685.2	1 872.83	1 968.51	37.43	6.46
2	661.11	2 496.97	11 906.71	1 628.3	678.19	2 246.63	44.77	7.65
3	661.36	2 518.69	11 996.18	1 643.69	1 958.66	1 336.5	37.24	7.46
4	662.23	2 517.1	11 989.55	1 643.24	1 160.12	1 728.02	39.53	8.09
5	663.48	2 518.83	11 996.73	1 648.89	3 513.14	905.34	36.5	7.55
6	663.78	2 502.97	11 931.4	1 639.57	1 974.07	1 818.54	36.12	7.41
7	664.19	2 504.1	11 936.17	1 642.24	2 364.94	2 496.82	39.17	7.03
8	666.13	2 591.74	12 296.73	1 703.87	2 715.22	2 700.41	39.65	7.38
9	666.72	2 552.99	12 137.35	1 681.63	2 249.85	2 502.04	38.4	6.69
10	667.19	2 569.78	12 206.38	1 693.93	1 027.95	1 849.49	45.4	6.64

4.2 规则挖掘

对表 1 和表 2 所示的初始案例库进行规则挖掘. 首先利用 K - means 算法将属性划分为若干个区间, 将每个区间映射为不同的布尔属性来处理. 本文是对氰化钠添加量和锌粉添加量进行优化设定, 那么优化设定值必须是一个具体的数值,

而不是一个区间, 可用聚类中心值映射这个区间, 使得优化设定值更为精确. 检测变量中, 以 w_s 为例, 该属性被划分的区间以及对应的布尔值形成的数据表部分如表 3 所示. 决策变量中, 以 $Q_{CN1,1}$ 为例, 形成的数据表如表 4 所示.

表 2 湿法冶金全流程优化案例库的解属性

Table 2 Solution attributes of the initial case library of Hydrometallurgical whole process optimization							$\text{kg} \cdot \text{h}^{-1}$
案例	$Q_{CN1,1}$	$Q_{CN1,2}$	$Q_{CN1,4}$	$Q_{CN2,1}$	$Q_{CN2,2}$	$Q_{CN2,4}$	Q_{Zn}
1	12. 24	8. 64	8. 51	12. 54	8. 04	13. 53	0. 282
2	4. 17	7. 23	16. 68	14. 29	4. 64	4. 82	0. 272
3	12. 56	13. 99	2. 73	8. 06	12. 02	3. 05	0. 274
4	7. 24	17. 02	5. 01	10. 68	6. 98	3. 04	0. 274
5	25. 45	3. 74	4. 85	5. 18	15. 53	3. 72	0. 274
6	12. 59	13. 57	7. 31	11. 16	6. 86	5. 19	0. 272
7	9. 04	17. 69	5. 76	17. 67	3. 52	7. 28	0. 273
8	18. 69	3. 5	3. 87	18. 02	3. 12	2. 69	0. 282
9	14. 86	6. 87	3. 14	16. 35	5. 62	5. 07	0. 278
10	6. 52	9. 05	1. 3	11. 76	13. 03	5. 76	0. 279

湿法冶金全流程优化设定中, 以表 3 所示的初始固金品位为例, 聚类后分成 5 个区间: [661, 663. 4], [663. 5, 666], [666. 1, 667. 7], [667. 8, 668. 8], [668. 9, 670. 6], 分别用聚类中心的值 662. 3, 664. 9, 666. 8, 668. 1 和 669. 7 来表示.

表 3 检测变量的数据字典表

Table 3 Data dictionary table for detecting variables		
聚类中心值	上限	下限
662. 3	663. 4	661
664. 9	666	663. 5
666. 8	667. 7	666. 1
668. 1	668. 8	667. 8
669. 7	670. 6	668. 9

表 4 决策变量的数据字典表

Table 4 Data dictionary table for decision variables		
聚类值	上限	下限
5. 65	6. 85	4. 17
8. 07	9. 01	6. 86
10. 22	11. 54	9. 02
12. 84	14. 56	11. 55
15. 78	17. 63	14. 57
18. 43	19. 6	17. 64

根据规范的数据集进行关联规则挖掘, 首先根据候选项集找到频繁项集, 然后由频繁项集产生关联规则, 将挖掘的规则存储在关联规则表中.

本文的关联规则如表 5 所示.

表 5 关联规则表
Table 5 Table of association rules

规则标识	条件	预测	支持度/%	置信度/%
1	$w_s = 666. 8$			
	$Q_m = 2\ 558$			
	$G_y = 12\ 172. 4$	$Q_{CN1,1} = 12. 84$	4. 84	100
	$w_{Au} = 1\ 684. 5$			
	$w_{Au1} = 39. 41$			
2	$w_{Au2} = 6. 93$			
	$w_s = 666. 8$			
	$Q_m = 2\ 532$			
	$G_y = 12\ 067. 2$			
	$w_{Au} = 1\ 684. 5$	$Q_{CN1,1} = 10. 22$	2. 37	100
	$w_{Au1} = 41. 78$			
	$w_{Au2} = 6. 93$			
	$w_{CN1} = 1\ 734. 2$			

以表 5 中第一条规则为例, 可以解释为当 w_s 为 [666. 1, 667. 7], Q_m 为 [2 554. 1, 2 563], G_y 为 [12 153, 12 196], w_{Au} 为 [1 676. 2, 1 693. 9], w_{Au1} 为 [39. 07, 39. 94], w_{Au2} 为 [6. 8, 7. 15] 时, $Q_{CN1,1}$ 的预测值为 [11. 55, 14. 56], 用聚类中心的值代替区间值, 也就是 $Q_{CN1,1}$ 的预测值为 12. 84 kg/h, 置信度为 100% .

4.3 案例检索重用

在湿法冶金仿真平台中, 产生一个运行条件

为 $x_0 = [664.67, 2\ 503.42, 11\ 932.87, 1\ 646.60, 39.32, 6.33, 2\ 448.43, 2\ 334.31]$, 经过案例检索, 可得目标案例 x_0 与源案例 x_7 的相似度值最大, 为 93.46%, 大于案例的阈值, 因而使用源案例 x_7 的解属性作为目标案例的优化设定值, 也就是氰化钠的添加量分别为 9.04, 17.69, 5.76, 17.67, 3.52 和 7.28 kg/h, 锌粉的添加量为 0.273 kg/h, 至此案例的检索过程结束.

4.4 案例在线修正

在湿法冶金仿真平台中, 运行条件设定为 $x_{01} = [666.5, 2\ 540, 12\ 083.82, 1\ 681.87, 40.52, 6.95, 1\ 351.94, 1\ 824.77]$, 首先进行案例检索, 检索出的源案例 x_9 与目标案例 x_{01} 的相似度值是 78.92%, 不符合案例重用的要求, 进入案例修正环节.

在案例修正中, 先根据湿法冶金优化规则库中的规则获取解属性的离散值, 再用决策属性的聚类中心值取代离散值, 可获得解属性的连续值. 当运行设定条件为 x_{01} 时, 根据规则可以获得 6 个浸出槽中氰化钠添加量的优化设定范围为 $[9.02, 11.54]$, $[11.74, 13.99]$, $[2.73, 4.76]$, $[10.68, 12.54]$, $[11.13, 13.03]$ 和 $[2.14, 3.72]$, 锌粉添加量的优化设定范围为 $[0.276, 0.278]$, 再根据聚类中心值, 可得 6 个浸出槽中氰化钠的添加量为 10.22, 12.15, 3.37, 11.42, 12.71 和 2.77 kg/h, 锌粉的添加量为 0.277 kg/h, 至此案例修正环节结束.

4.5 仿真结果分析

以运行状态 x_0 作为工况条件, 其他过程参数一致, 将本文的优化方法和文献[10]利用粒子群算法求解全流程优化模型进行对比, 结果如表 6 所示.

表 6 两种优化控制效果对比
Table 6 Comparison of the two optimization control effects

方法	优化时间/s	综合经济效益/(元·h ⁻¹)
PSO ^[10]	67.68	12 473
本文优化算法	2.97	12 487

由表 6 可以看出, 采用本文方法进行湿法冶金全流程优化设定, 计算时间仅需 2.97 s. 与传统的基于稳态机理模型的优化相比, 不但全流程综合经济效益有所提高, 而且所需优化时间得到了极大缩短, 更适于湿法冶金全流程的在线优化控制.

5 结 论

本文在分析湿法冶金生产过程特点的基础上, 提出了基于案例推理的湿法冶金全流程优化设定和基于关联规则挖掘的在线案例修正方法. 当工况在一定范围波动时, 利用相似历史最优数据获取当前工况下操作变量的优化设定值. 若检索到的源案例不能满足与目标案例相似度的阈值要求, 则根据关联规则挖掘得到的规则对源案例进行修正. 仿真实验结果表明, 本文方法大大缩短了优化设定所需的时间, 可用于湿法冶金全流程的在线优化控制.

参考文献:

[1] Li K, Wang F L, He D D, et al. A data-based compensation method for optimal setting of hydrometallurgical process[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(6):1047–1055.

[2] Yuan Qing-yun, Wang Fu-li, He Da-kuo, 等. Study on the plant-wide modeling of gold hydrometallurgical process [C]//第 26 届中国控制与决策会议论文集. 长沙, 2014: 4013–4018.
(Yuan Qing-yun, Wang Fu-li, He Da-kuo, et al. Study on the plant-wide modeling of gold hydrometallurgical process [C]//Proceedings of the 26th Chinese Control and Decision Conference. Changsha, 2014:4013–4018.)

[3] Yuan Q Y, Wang F L, He D K, et al. Optimization based on particle swarm algorithm for leaching rate of gold hydrometallurgy process [J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering*, 2015, 66(7):2595–2600.

[4] Yu G, Chai T Y, Luo X C. Multiobjective production planning optimization using hybrid evolutionary algorithms for mineral processing [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, 15(4):487–514.

[5] Han C. Intelligent optimization method of copper flash smelting operation mode [J]. *World Nonferrous Metals*, 2018, 513(21):215–216.

[6] Qin Y, Zhao C H, Gao F R. An intelligent non-optimality self-recovery method based on reinforcement learning with small data in big data era[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2018, 176:89–100.

[7] Yang T, Cui C, Shen Y, et al. A novel denitration cost optimization system for power unit boilers [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2016, 96(1):400–410.

[8] 马庚华, 郑长江, 邓评心, 等. 关联规则挖掘在道路交通事故分析中的应用[J]. *西华大学学报(自然科学版)*, 2019, 38(3):93–97, 112.
(Ma Geng-hua, Zheng Chang-jiang, Deng Ping-xin, et al. Application of association rules mining to traffic accidents analysis [J]. *Journal of Xihua University (Natural Science Edition)*, 2019, 38(3):93–97, 112.)

[9] 许子昂. 基于数据驱动的湿法冶金全流程优化研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2014.
(Xu Zi-ang. Data-driven optimization of hydrometallurgical process [D]. Shenyang: Northeastern University, 2014.)

[10] 王海龙. 湿法冶金全流程建模与优化[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
(Wang Hai-long. Modeling and optimization of hydrometallurgical process [D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.)