

基于改进动态因果图的湿法冶金浸出过程故障诊断方法研究

薛海莉¹, 李晓敏²

(1. 新乡职业技术学院, 河南 新乡 453006;
2. 河南科技学院, 河南 新乡 453003)

摘要: 针对现有湿法冶金工艺机制复杂和浸出工艺故障诊断方法存在精度较差等问题, 研究了用改进的动态因果图诊断湿法冶金浸出工艺故障, 主要通过二元区间数对动态因果图进行优化改进, 并对条件概率上下限进行加权, 实现湿法冶金浸出工艺故障诊断。结果表明: 该故障诊断方法相较于常规方法, 故障诊断准确率更高, 能对浸出工艺的故障进行较准确的诊断。

关键词: 湿法冶金; 浸出; 故障诊断; 动态因果图; 二元区间数

中图分类号: TF803.21 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-2617(2024)02-0201-05

DOI: 10.13355/j.cnki.sfyj.2024.02.015

湿法冶金是一个连续的金属提取或回收过程, 其中的浸出工序最为关键, 是后续工序的基础, 一旦疏于检查发生故障, 有可能影响整个工艺流程, 因此, 对浸出过程进行故障诊断具有重要意义^[1-3]。目前, 湿法冶金浸出过程进行故障诊断方法主要有 3 种: 基于数据驱动方法、基于解析模型方法和基于知识的故障树和动态因果图方法。其中应用最为广泛的是基于知识的故障树和动态因果图方法^[4-10]。但传统的动态因果图是一种基于概率的推理方法, 因果图事件的概率值主要是根据专家的知识经验给出, 存在一定的不确定性。试验研究建立了一种改进动态因果图并用于诊断湿法冶金浸出过程故障, 主要通过二元区间数对动态因果图进行优化, 并对条件概率上下限进行加权, 完成湿法冶金浸出故障诊断。

1 浸出过程故障诊断模型

1.1 动态因果图故障诊断

1.1.1 事件确定

试验以某氰化浸出金工艺过程的故障诊断为例进行研究。在对湿法冶金浸出过程故障进行分

析后, 选择 9 个监测变量($X_0 \sim X_8$)作为节点事件, 选择 10 个故障原因变量($B_0 \sim B_{10}$)作为基本事件, 见表 1^[11-15]。

表 1 浸出过程因果图节点事件和基本事件

变量编码	状态
X_0	浸出率(异常)
X_1	氧气浓度(0 正常, 1 异常)
X_2	氰根离子浓度(0 正常, 1 异常)
X_3	矿浆浓度(0 正常, 1 异常)
X_4	空气流量(0 正常, 1 异常)
X_5	氰化钠添加量(0 正常, 1 异常)
X_6	矿浆输入流量(0 正常, 1 异常)
X_7	空气管道压力(0 正常, 1 异常)
X_8	pH(0 正常, 1 异常)
B_1	风机故障(0 正常, 1 异常)
B_2	通风管道故障(0 正常, 1 异常)
B_3	空气调节阀故障(0 正常, 1 异常)
B_4	电脑加药机故障(0 正常, 1 异常)
B_5	软管泵故障(0 正常, 1 异常)
B_6	氰化钠流量计故障(0 正常, 1 异常)
B_7	矿石来料故障(0 正常, 1 异常)
B_8	调浆水流量故障(0 正常, 1 异常)
B_9	添加氰化钠蠕动泵故障(0 正常, 1 异常)
B_{10}	石灰乳调节阀故障(0 正常, 1 异常)

收稿日期: 2023-12-21

基金项目: 河南省科技攻关项目(232102211071)。

第一作者简介: 薛海莉(1981—), 女, 本科, 讲师, 主要研究方向为计算机模拟。

通信作者简介: 李晓敏(1984—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为计算机仿真。E-mail: xhli310@126.com。

1.1.2 浸出过程因果图

根据专家和现场工作人员经验对完整潜在因果图进行精简,通过过程机制和专家知识确定指向,因果图如图 1 所示。

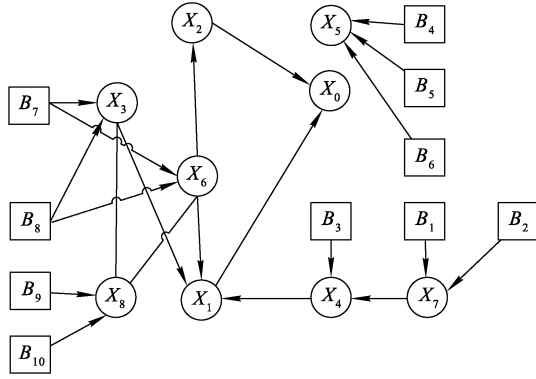


图 1 浸出过程因果图

1.1.3 参数学习

采用因果图模型进行故障诊断前,须先确定基本事件和连接事件的先验概率值^[16-17]。设基本事件状态概率 $\Pr\{B_i^k\}$ 为变量 B_i 第 k 个状态 B_i^k 的概率值,历史数据数为 N_i , N_i^k 个样本位于 B_i^k 中,即变量 B_i 的第 k 个状态发生,见式(1)。

$$\Pr\{B_i^k\} = \frac{N_i^k}{N_i} \quad (1)$$

同样连接事件的概率值 $\Pr\{P_{ij}^{kij}\}$ 为变量 V_i 的第 k_i 个状态 $V_i^{k_i}$ 导致 $V_j^{k_j}$ 发生的概率值。设 $V_j^{k_j}$ 发生的数据样本数为 $N_j^{k_j}$, $V_i^{k_i}$ 和 $V_j^{k_j}$ 同时发生的数据样本数为 $N_i^{k_i}$,见式(5)。

$$\Pr\{P_{ij}^{kij}\} = \frac{N_j^{k_j}}{N_i^{k_i}} \quad (2)$$

概率值由历史数据和实时数据 2 部分组成,通过权重(置信水平)进行结合,见式(3)。

$$\Pr\{V_i^{k_i}\} = \omega_1 \Pr\{V_i^{k_i}\} + \omega_2 \Pr^*\{V_i^{k_i}\} \quad (3)$$

式中: $\Pr\{V_i^{k_i}\}$ 、 $\Pr^*\{V_i^{k_i}\}$ —历史、实时数据部分; ω_1 、 ω_2 —历史、实时部分权重。

1.2 改进动态因果图故障诊断

为降低参数不确定性,通过二元区间数对动态因果图进行优化,并对条件概率上下限进行加权,以进行湿法冶金浸出故障诊断^[18-20]。

基本事件和连接事件的概率值由区间数表示,见式(4)、(5)。

$$\Pr\{B_i\} = [p_{B_i}, p_{B_u}]; \quad (4)$$

$$\Pr\{P_{ij}\} = [p_{ij_d}, p_{ij_u}] \quad (5)$$

由专家根据经验知识提供适当的概率区间,再根据计算推理得到条件概率值。为明确故障原因,并以概率区间上下限信任度 α 和 $1-\alpha$,通过加权得到条件概率值,见式(6)。

$$p_c = (1-\alpha)p_D + \alpha p_U \quad (6)$$

式中: p_U 、 p_D —条件概率上、下限; p_c —条件概率。

改进动态因果图湿法冶金浸出故障诊断步骤如下:1)对因果图结构进行构建;2)根据区间因果图获得各基本事件及连接事件概率区间;3)根据常规因果图推理算法计算发生异常的节点事件;4)计算条件概率,确定故障原因。

2 故障诊断试验分析

2.1 试验参数

为验证上述改进方法的有效性,以浸出过程中氰离子浓度异常为例进行验证试验。采集 200 组样品数据,通过改进动态因果图参数获取方法,得到区间形式的基本事件和连接事件的概率,见表 2、3。

表 2 基本事件概率

变量编号	故障	概率区间
B_4	电脑加药机	[0.013 0, 0.013 0]
B_5	软管泵故障	[0.010 0, 0.010 0]
B_6	氰化钠流量计	[0.005 0, 0.008 0]
B_7	矿石来料	[0.140 0, 0.200 0]
B_8	调浆水流量	[0.011 0, 0.011 0]

表 3 连接事件概率

变量编号	X_2	X_5	X_6
X_5	[0.570 0, 0.600 0]	—	—
X_6	[0.440 0, 0.510 0]	—	—
B_4	—	[0.500 0, 0.500 0]	—
B_5	—	[0.520 0, 0.520 0]	—
B_6	—	[0.200 0, 0.250 0]	—
B_7	—	—	[0.570 0, 0.610 0]
B_8	—	—	[0.550 0, 0.550 0]

2.2 试验结果分析

为验证所提改进动态因果图模型的优越性,

以氰离子浓度 X_2 异常为例进行验证试验。采集 200 组数据,从 120 组开始 X_2 异常下降,即证据 $E=X_2$,基于区间数因果图推理方法,首先计算相应的切割集表,见式(7)、(8)。

$$X_2 = B_7 P_{76} P_{62} \cup B_4 P_{45} P_{52} \cup B_5 P_{55} P_{52} \cup B_6 P_{65} P_{52} \cup B_8 P_{86} P_{62}; \quad (7)$$

$$X_2 = B_7 P_{76} P_{62} + \overline{B_7} B_8 P_{86} P_{62} + \overline{B_7} \overline{B_8} B_4 P_{45} P_{52} + \overline{B_7} \overline{B_8} \overline{B_4} B_5 P_{55} P_{52} + \overline{B_7} \overline{B_8} \overline{B_4} \overline{B_5} B_6 P_{65} P_{52}。 \quad (8)$$

通过表 2、3 数据进行故障原因条件概率计算, X_2 异常的根本原因为 B_4 、 B_5 、 B_6 、 B_7 、 B_8 ,则计算出的各故障原因事件条件概率,见表 4。

表 4 异常条件概率

条件概率	概率区间	信任度	加权条件概率	单值条件概率
$\Pr\{E\}$	[0.043 0,0.078 1]	—	—	0.041 0
$\Pr\{B_4 E\}$	[0.103 5,0.239 5]	0.6	0.052 5	0.089 8
$\Pr\{B_5 E\}$	[0.010 0,0.010 0]	0.5	0.050 5	0.071 4
$\Pr\{B_6 E\}$	[0.005 0,0.008 0]	0.2	0.014 8	0.016 7
$\Pr\{B_7 E\}$	[0.492 1,1.000 0]	0.8	0.897 8	0.795 8
$\Pr\{B_8 E\}$	[0.011 0,0.011 0]	0.5	0.046 7	0.048 2

根据表 4 的加权条件概率可以确定故障原因为 B_7 ,即矿石来料过大;当 B_8 在正常范围内时, B_7 增大导致输入流量的异常增大;当 X_5 在正常范围时,浸出槽中氰离子浓度下降。通过本方法加权条件概率与动态因果图的单值条件概率对比分析结果可知,本方法和动态因果图均能较为准确地诊断出故障原因,但本方法条件概率的差异更为明显。故障实时诊断结果如图 2 所示,图中诊断结果 1~10 代表 $B_1 \sim B_{10}$ 故障。

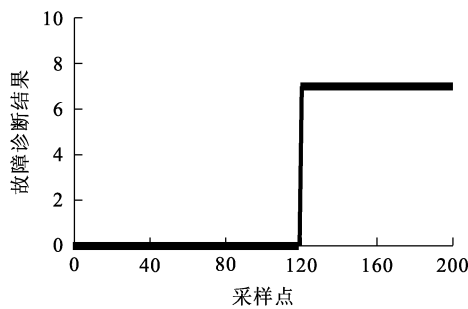


图 2 故障实时诊断结果

由图 2 看出:对动态因果图模型进行改进后在试验数据中所得诊断结果准确率达 100%,从第 120 个样品采样时刻观察到氰离子浓度 X_2 异常下降,并给出异常原因为 B_7 ,即矿石来料过大。说明本方法具有一定的优越性。

为进一步验证本方法的优越性,将本方法与文献[21]中改进的动态因果图及传统动态因果图

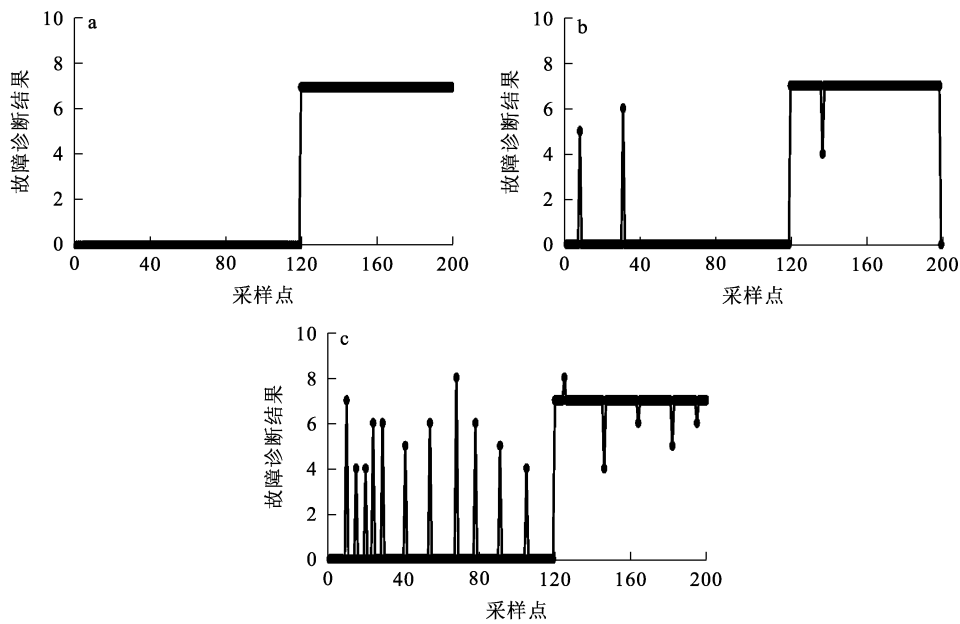
方法进行对比分析。不同方法的实时诊断结果如图 3 所示。可以看出,本方法在试验数据中的故障诊断结果准确率达 100.00%;而文献[21]方法的故障诊断结果准确率为 98.00%,有 4 个采样点发生误报;传统动态因果图方法故障诊断准确率仅为 92.00%,有 16 个采样点发生误报。与文献[21]及传统动态因果图方法相比,本方法故障诊断准确率分别提高 2.04%和 8.70%。说明本方法通过二元区间数对动态因果图进行优化,并对条件概率上下限进行加权,有效提高了故障诊断准确性。

为评价不同方法的故障诊断效果,再将建模样本增加至 5 000 组和 10 000 组,结果见表 5。

表 5 不同方法的故障诊断效果

方法	故障诊断准确率/%	
	5 000 组	10 000 组
本方法	100	100
文献[21]	98.20	98.22
传统动态因果图方法	93.40	93.50

由表 5 看出:与建模数据较少时,将建模样本增加至 5 000 组和 10 000 组,不同方法的故障诊断准确率均有不同程度的提高;本方法在试验数据增加后准确率仍为 100%,实现了零误报。综上所述,在建模数据较少和充足的情况下,本方法对金浸出过程的故障诊断效果较好,可有效提高模型的故障诊断准确率。



a—本方法；b—文献[21]方法；c—传统动态因果图方法。

图 3 不同方法的实时诊断结果

3 结论

将改进的动态因果图用于湿法冶金浸出过程故障诊断,引入二元区间数对动态因果图进行优化,通过定义区间上限信任度对推理结果进行加权,在建模数据较少和充足的情况下,均能对湿法冶金浸出过程故障进行有效诊断。

参考文献:

[1] LIU T, YUAN Q, WANG L, et al. Data-based compensation method for optimal operation setting of gold cyanide leaching process[J]. *Engineering Letters*, 2023, 31(1):1-8.

[2] 袁青云,王福利,何大阔. 湿法冶金中预测金产量的混合建模方法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2013, 34(3): 308-311.

[3] 牛大鹏,臧雅丽,贾明兴. 基于案例推理的湿法冶金全流程优化设定[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2020, 41(1): 1-6.

[4] 高军,刘亚东. 基于定性定量混合建模的金湿法冶金过程优化研究[J]. *长春师范大学学报*, 2022, 41(10):65-73.

[5] 毛彪,杨松,李英顺. 改进动态因果图与模糊推理融合故障诊断方法[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(3): 259-265.

[6] SHEIDAEI A, FOROUSHANI A R, GOHARI K, et al. A novel dynamic bayesian network approach for data mining and survival data analysis[J]. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 2022, 22(1). DOI: 10. 1186/S12911-022-

02000-7.

[7] FRANCESCO C, JAN L, LUCA D, et al. Hidden markov models in reliability and maintenance[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 304(3):1242-1255.

[8] SHARMIN S, SHOYAIB M, ALI A A, et al. Simultaneous feature selection and discretization based on mutual information[J]. *Pattern Recognition*, 2019, 91:162-174.

[9] ZHU Y J, GUO W, LIU H C. Knowledge representation and reasoning with an extended dynamic uncertain causality graph under the pythagorean uncertain linguistic environment[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(9). DOI: 10. 3390/APP12094670.

[10] KAMALABAD M S, GRZEGORCZYK M. Non-homogeneous dynamic bayesian networks with edge-wise sequentially coupled parameters[J]. *Bioinformatics*, 2020, 36(4):1198-1207.

[11] 李晓晖,艾仙斌,徐春保. 废印刷电路板有价金属分离回收技术研究进展及展望[J]. *安徽工业大学学报(自然科学版)*, 2017, 34(3):247-253.

[12] 何德军,舒建成,陈梦君,等. 电解锰渣建材资源化研究现状与展望[J]. *化工进展*, 2020, 39(10):4227-4237.

[13] 牛大鹏,刘元清. 基于改进即时学习算法的湿法冶金浸出过程建模[J]. *化工学报*, 2017, 68(7):2873-2879.

[14] 刘韵,阮久莉,郭玉文,等. 废手机电路板的浸提方法比较研究[J]. *中国资源综合利用*, 2013, 31(1):38-41.

[15] 钟捷,黄振浩,辛灿辉,等. 从废印制电路板中提取金的研究[J]. *再生资源与循环经济*, 2018, 11(6):32-34.

[16] 葛忠英,李晶莹,安妮,等. 紫色色杆菌从废旧电子线路板中浸出金的研究[J]. *贵金属*, 2017, 38(1):48-52.

- [17] 郭计敏. 金氰化浸出过程非线性预测控制方法及仿真算法分析研究[J]. 湿法冶金, 2023, 42(6): 659-665.
- [18] 于晓颖, 王淑花, 高银东, 等. 废旧材料的高温热解回收研究进展[J]. 中国粉体工业, 2018(2): 30-39.
- [19] 郑炯莉, 李颖, 苑文仪, 等. 废电路板再生材料制备聚丙烯复合材料性能研究[J]. 环境科学与技术, 2019, 42(2): 196-201.
- [20] 王忠昂. 基于区间数的湿法冶金全流程优化控制研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2019.
- [21] 王姝, 魏楠, 孟思彤, 等. 一种基于时间动态因果图的复杂工业过程故障预测方法[J]. 控制与决策, 2023: 1-8. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1811.

Fault Diagnosis Method for Hydrometallurgical Leaching Process Based on Improved Dynamic Causal Diagram

XUE Haili¹, LI Xiaomin²

(1. *Xinxiang Vocational and Technical College, Xinxiang 453006, China;*
2. *Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China*)

Abstract: Aiming at the complexity of existing hydrometallurgical process mechanism and the poor accuracy of existing leaching process fault diagnosis methods, an improved dynamic causal diagram was studied to diagnose hydrometallurgical leaching process faults. The dynamic causal diagram was optimized and improved mainly by binary interval number, and the upper and lower limit of conditional probability were weighted to realize the fault diagnosis of hydrometallurgical leaching process. The results show that the fault diagnosis method is more accurate than the conventional method, and can diagnose the faults of leaching process more accurately.

Key words: hydrometallurgy; leaching process; fault diagnosis; dynamic causal diagram; binary interval number