

基于 DDQN 优化控制及 ResNet 异常检测的 湿法冶金设备智能控制模型研究

赵秋锦

(郑州职业技术学院 信息工程与大数据学院,河南 郑州 450010)

摘要:建立了一种湿法冶金设备控制的经济效益最优化模型,引入了基于深度双 Q 网络(Double Deep Deterministic Q-Network, DDQN)模型优化求解算法,同时结合残差网络(Residual Network, ResNet)的深度学习能力,以实现设备运行异常状态的检测和预警。对比仿真试验结果表明:该智能控制算法不仅能大幅提高湿法冶金设备运行效率,还可增强系统的稳定性与可靠性,提高企业经济效益。

关键词:湿法冶金;设备;智能控制;DDQN;ResNet;仿真分析

中图分类号:TF803.2 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-2617(2024)06-0710-07

DOI:10.13355/j.cnki.sfyj.2024.06.017

在湿法冶金全流程智能控制领域,实现资源利用最大化、能耗最小化,以及产品质量稳定性的关键在于优化关键工艺参数和提升系统响应效率,这对于提高冶金生产的经济效益和持续性至关重要^[1-5]。然而,湿法冶金流程具有多变量、非线性、时变性和不确定性等复杂特性,传统的设备控制方法通常难以达到理想的控制效果,因此,探索并应用先进的智能控制技术来优化设备控制过程成为了研究热点。目前,已有尝试运用 PID 控制、模糊控制、神经网络控制等多种智能算法解决流程控制的研究;但这些方法在面对复杂的湿法冶金流程时都存在智能化程度较低、泛化能力不足、控制精度和稳定性不够理想等问题;此外,对于设备运行过程中的异常检测方面关注也不够,相关研究较少,而这一问题在保障实际生产连续安全运行方面的重要性不容忽视^[6-8]。

为解决在复杂工艺条件下的湿法冶金过程中,设备智能控制模型因泛化能力不足导致的经济效益低等问题^[9-10],并有效监测和预防设备异常运行,提出了一种基于深度双 Q 网络(Double

Deep Deterministic Q-Network, DDQN)^[11]和残差网络(Residual Network, ResNet)^[12]的湿法冶金设备智能运行控制模型。首先以经济效益最大化为目标,建立最优化模型;然后使用改进的 DDQN 算法进行模型求解,最后将该模型输出的历史动作重组为图像格式,输入 ResNet 网络中,进行异常历史动作的识别,并根据识别结果优化湿法冶金设备运行流程。通过对比仿真试验验证该模型对湿法冶金流程控制的影响及其对常见设备异常检测的准确率。

1 模型的建立和数据采集

在构建湿法冶金全流程优化模型时,需要考虑多个关键参数和约束条件。试验以湿法炼锌工艺^[13]为例,构建湿法冶金设备智能控制优化模型。

1) 目标函数:最大化经济效益 J_{\max} 。

$$J_{\max} = P(x) - C(x)。$$
 (1)

式中: $P(x)$ —总收入,锌价格乘以产量,万元;
 $C(x)$ —成本,包括操作成本、物料成本等^[14],万元。

收稿日期:2024-08-13

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(23B520047)。

作者简介:赵秋锦(1989—),女,硕士,讲师,主要研究方向为计算机应用研究。

2) 浸出工序约束:

(1) 总浸出率约束:

$$g_{1(x)} = 0.99 - x_d - (1 - Xt_o)(1 - xt_2) \leq 0; \quad (2)$$

(2) 置换率约束:

$$g_2 = 0.995 - y^n \leq 0; U_{q,L} = \min, U_{q,U} = \max. \quad (3)$$

式中: y^n —置换率, %; $U_{q,L}, U_{q,U}$ —下限和上限。

3) 过滤方程: 在恒定压力下, 过滤过程中滤液体积随时间的变化, 即滤液量变化率:

$$\frac{dV_1}{dt} = \frac{k_1 A_1^2 \Delta P^{1-S}}{V_1 + V_e}. \quad (4)$$

式中: V_1 —滤液体积, L; k_1 —系数; A_1 —过滤面积, m^2 ; ΔP —推动力, Pa; V_e —矿石总体积, L。

4) 决策变量的约束: 包括铁酸锌添加量上、下限。

$$Q_{i,L} \leq Q_i \leq Q_{i,U}; Zn_{add,L} \leq Zn_{add} \leq Zn_{add,U}. \quad (5)$$

式中: Q_i —第 i 槽添加量, kg; Zn_{add} —铁酸锌总添加量, kg; $Zn_{add,L}, Zn_{add,U}$ —下限、上限, kg。

这些步骤描述了湿法冶金全流程的最优化模型, 旨在实现生产效率和经济效益的最大化。

2 基于改进 DDQN 算法的流程控制模型求解

DDQN 算法模型的核心原理是通过引入两个独立的神经网络来分离动作选择和 Q 值估计过程^[15]。通过该方法, DDQN 在每次更新时只对选择动作和评估动作进行分开处理, 从而提高学习过程的稳定性, 使策略的改进更加可靠、精确^[16]。本研究提出了一种改进的 DDQN 模型, 由于求解前述经济效益最优化模型, 因此改进思路是将最优化模型约束条件用于约束输入 DDQN 模型的环境参数。该改进 DDQN 模型不仅能提高模型求解的计算效率, 还能通过历史动作池记录模型计算的历史结果, 实现对设备异常状态的动态识别, 从而进一步提高模型的智能控制能力。使用改进 DDQN 算法求解上述湿法冶金全流程优化模型时, 需要定义网络结构、损失函数和更新规则等一系列算法参数。模型求解过程如下:

1) 定义目标函数: 最大化经济效益 J_{max} 。

$$J_{max} = P(x) - C(x). \quad (6)$$

式中: $P(x)$ —总收入, 锌价格乘以产量, 万元; $C(x)$ —成本, 万元, 包括操作成本、物料成本等, 万元。

2) 定义状态值函数: 用于估计给定状态的价值。

$$V(s) = E_{(a \sim p(a|s))} [R(s, a)], \quad (7)$$

式中: $R(s, a)$ —在状态 s 执行动作 a 的预期回报。

3) 定义优势函数: 表示在状态 s 采取策略 π 与随机采取策略相比的优势。

$$A(s, a; \theta^\pi) = R(s, a) - V(s' | \theta^\pi), \quad (8)$$

式中, θ^π —参数化的策略网络参数。

4) 定义损失函数: 用于训练策略网络。

$$L(\theta, \theta^v) = \mathbb{E}_{s,a,s'} [(A(s, a; \theta^v) - Q(s, a; \theta^v)) T(s, a, s')], \quad (9)$$

式中, θ^v —值函数网络参数。

5) 定义值更新规则: 更新值函数网络参数以最小化期望的平方误差。

$$\theta_{t+1}^\pi = \theta_t^\pi - \alpha_\pi \nabla_\theta L(\theta_t^\pi), \quad (10)$$

式中, θ_{t+1}^π —更新后的值函数网络参数; α_π —学习率。

6) 优先级抽样: 根据当前优势函数的值从历史动作池中对经验动作进行采样。

$$\mathcal{D} = \{(s_t, a_t, r_{t+1}, s_{t+1})\}, \quad (11)$$

式中, \mathcal{D} —采样得到的历史动作。

7) 采用策略下降梯度: 用于更新策略参数 θ^π 。对步骤 5) 中的参数 $\nabla_\theta L(\theta_t^\pi)$ 计算损失函数的梯度。

$$\nabla_\theta L(\theta_t^\pi) = (Q(s_t, a_t; \theta_t^\pi) - Q_{target}(s_{t+1}, a'_{DDQN})) \nabla_\theta Q(s_t, a_t; \theta_t^\pi), \quad (12)$$

将梯度表达式代入式 (12), 得到具体的梯度下降参数更新公式:

$$\theta_{t+1}^\pi = \theta_t^\pi - \alpha_\pi (Q(s_t, a_t; \theta_t^\pi) - Q_{target}(s_{t+1}, a'_{DDQN})) \nabla_\theta Q(s_t, a_t; \theta_t^\pi). \quad (13)$$

8) 定义迭代停止条件: 当达到一定的迭代次数或者性能不再提升时停止迭代。

$$a_t = \begin{cases} \text{random action} & \text{该选择的概率为 } \epsilon, \\ \arg \max_a Q(s_t, a'; \theta) & \text{该选择的概率为 } 1 - \epsilon \end{cases} \quad (14)$$

式中: ϵ —一个小的阈值, 用来判定是否已经收敛; a_t —模型选择的下一个动作; ϵ —贪婪策略选择动作。

9) 计算折扣因子: 更新未来奖励的折扣。

$$r_{total} = r_0 + \gamma r_1 + \gamma^2 r_2 + \dots + \gamma^n r_n. \quad (15)$$

改进 DDQN 算法根据计算得到的误差梯度不断调整网络参数,从而使估计的 Q 值逐渐逼近

目标 Q 值。改进 DDQN 算法的湿法冶金经济效益最优化模型求解的原理如图 1 所示。

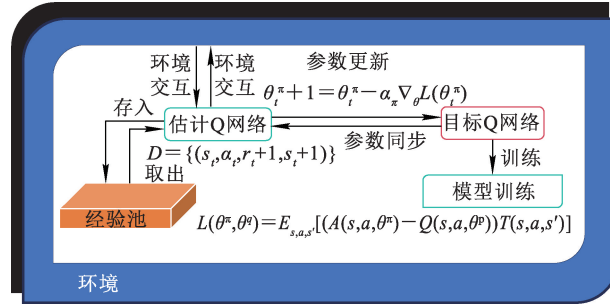


图 1 基于改进 DDQN 算法的湿法冶金经济效益最优化模型求解的原理

3 基于 ResNet 模型的设备运行状态的检测与优化

将改进 DDQN 输出的历史动作编码,组成一个 3 通道的类似图像格式的数据输入。将数据输入到 ResNet 网络中^[17],用于湿法冶金设备运行异常状况检测^[18]。

ResNet 模型的计算步骤包括输入特征图、卷积层、残差块、池化层、多层残差块堆叠、全局平均池化、全连接层、Softmax 层、损失计算、反向传播和权重更新。该模型算法原理如下:1)输入层:ResNet 的输入通常是图像数据,本研究将 DDQN 输出的历史动作编码为图像格式输入模型。

$$x_0 = Input_data, \quad (16)$$

式中, x_0 —输入的原始特征数据图。

2)卷积层:卷积层用于提取输入数据的局部特征。通过卷积操作,生成一组新的特征图,这些特征图可以捕捉到数据的低级特征信息。

$$x_1 = \sigma(W_1 \times x_0 + b_1). \quad (17)$$

式中: x_1 —卷积层的输出特征图; W_1 —卷积核的权重矩阵; b_1 —卷积层的偏置项; $\sigma(\cdot)$ —激活函数,目的是引入非线性。

3)残差块(Residual Block):残差块是 ResNet 的核心,目的是通过跳跃连接(skip connection)使输入直接传递到输出,解决深度网络中的梯度消失问题。残差块内包含多个卷积层。

$$y = \mathcal{F}(x_1, \{W_i\}) + x_1. \quad (18)$$

式中: y —残差块的输出特征图; $\mathcal{F}(x_1, \{W_i\})$ —残差块中的卷积操作输出; x_1 —残差块的输入特征图。

4)池化层:池化层用于对特征图进行降维,减少特征图的空间大小,从而降低计算复杂度。本研究采用的池化方法为平均池化。

$$x_2 = avg_pool(y). \quad (19)$$

式中: x_2 —池化后的特征图; $avg_pool(\cdot)$ —平均池化操作。

5)多层残差块堆叠:通过堆叠多个残差块,ResNet 能够提取越来越高级的特征,同时保持信息的有效传递。

$$x_L = x_1 + \sum_{i=1}^L \mathcal{F}_i(x_{i-1}). \quad (20)$$

式中: x_L —第 L 层残差块的输出特征图; $\mathcal{F}_i(x_{i-1})$ —第 i 个残差块的卷积操作输出。

6)全局平均池化(Global Average Pooling):全局平均池化将每个特征图中的所有像素点取平均值,得到一个全局特征向量。这一步骤用于减少参数数量,并增强模型的泛化能力。

$$z = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_L(i, j). \quad (21)$$

式中: z —局平均池化后的特征向量; H 、 W —特征图的高度、宽度。

7)全连接层:全连接层将全局特征向量转化为类别预测得分。通过线性变换,将高维特征向量映射到类别空间。

$$\hat{y} = W_{fc} z + b_{fc}. \quad (22)$$

式中: \hat{y} —模型的输出预测值; W_{fc} —全连接层的权重矩阵; b_{fc} —全连接层的偏置项。

8)Softmax 层:Softmax 层将全连接层的输出转换为概率分布,用于湿法冶金设备允许异常识别任务中确定每个异常类别的概率。

$$\hat{p}_i = \frac{e^{\hat{y}_i}}{\sum_{j=1}^C e^{\hat{y}_j}} \quad (23)$$

式中： \hat{p}_i —第 i 类设备运行异常的预测概率； \hat{y}_j —模型输出的第 i 类设备运行异常的得分； C —类别总数。

此外,该模型的损失函数为:

$$\mathcal{L} = - \sum_{i=1}^C y_i \lg(\hat{p}_i) \quad (24)$$

式中： y_i —真实设备运行异常情况的第 i 类值(0 或 1)； \hat{p}_i —预测的第 i 类异常的概率。使用 Adam 优化器^[19],通过反向传播算法^[20]计算损失函数相对于模型参数的梯度,并使用这些梯度更新模型参数,优化模型性能。

过这些步骤,ResNet 模型能有效提取湿法冶金设备历史运行动作的多层次特征并进行异常识别。由于模型的深度优势,能提高模型运行的异常识别准确率。ResNet 网络模型的结构如图 2 所示。

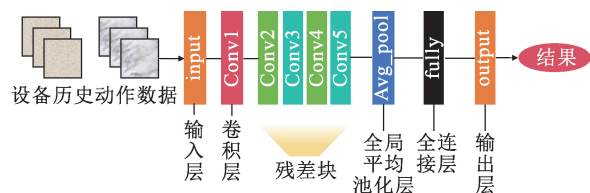


图 2 ResNet 网络模型的结构

4 仿真试验与分析

4.1 仿真环境设置

仿真环境主要由浸出工艺流程、压滤洗涤工艺流程、锌粉置换工作流程、核心工作控制台 4 部分组成,仿真环境如图 3 所示。模型中各模块的参数设置情况见表 1,模型训练参数见表 2。

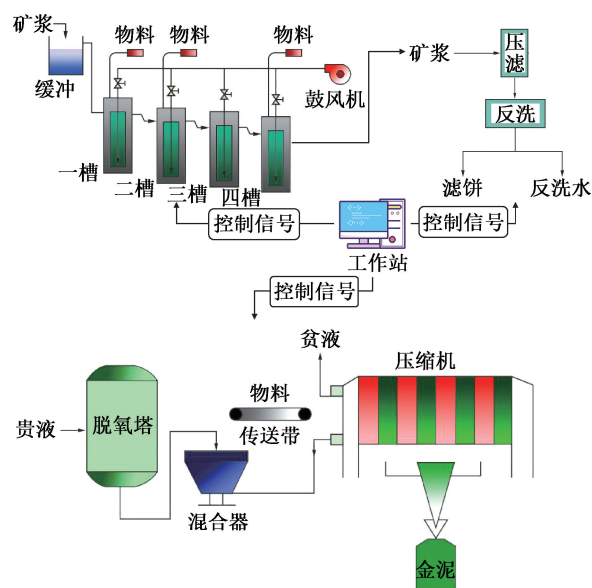


图 3 仿真环境

表 1 模块中各模块的参数设置情况

模块		参数设置	
DDQN 模块	输入层	状态空间维度 [84 × 84 × 4]	
	卷积层	第 1 层卷积	卷积核大小为 8 × 8,步幅为 4,通道数为 32 个
		第 2 层卷积	卷积核大小为 4 × 4,步幅为 2,通道数为 64 个
		第 3 层卷积	卷积核大小为 3 × 3,步幅为 1,通道数为 64 个
	全连接层	第 1 层全连接	单元数为 512 个
		第 2 层全连接	单元数为 256 个
输出层	动作空间维度	10 维	
ResNet 模块	输入层	输入图像尺寸	224 × 224 × 3
	卷积层	第 1 层卷积	卷积核大小为 7 × 7,步幅为 2,通道数为 64 个
	池化层	核大小	3 × 3,步幅为 2
		第 2 层卷积	3 个残差块,每个块包括 3 个卷积层,通道数分别为 64、64、256 个
		第 3 层卷积	4 个残差块,每个块包括 3 个卷积层,通道数分别为 128、128、512 个
		第 4 层卷积	6 个残差块,每个块包括 3 个卷积层,通道数分别为 256、256、1 024 个
		第 5 层卷积	3 个残差块,每个块包括 3 个卷积层,通道数分别为 512、512、2 048 个
	全局平均池化层	核大小	7 × 7
	全连接层	全连接层	无
输出单元数		1 000 个	

表 2 模型训练参数

项目	参数
学习率	0.000 25
折扣因子	0.99
经验回放缓冲区大小	1 000 000 个
批量大小	32 个
目标网络更新频率	每 10 000 步
ε 值	0.01
优化器	Adam

4.2 试验结果与分析

对模型运行半年前后的经济效益进行了对比,结果见表 3。从 2023 年下半年(7—12 月)和 2024 年上半年(1—6 月)的设备运行效益对比结果看出,随模型运行,尤其是运行 2 个月后,经济效益同比提升明显,从 10 万元提升至 30 万元。

表 3 模型运行半年前后的经济效益对比

运行前		运行后	
时间	经济效益/万元	时间	经济效益/万元
2023 年 7 月	231	2024 年 1 月	233
2023 年 8 月	201	2024 年 2 月	210
2023 年 9 月	212	2024 年 3 月	241
2023 年 10 月	215	2024 年 4 月	247
2023 年 11 月	220	2024 年 5 月	257
2023 年 12 月	214	2024 年 6 月	241

分别将改进 DDQN 模块用简单的牛顿法替代,将 ResNet 模块用简单的回归分析模型替代。对本模型与简单模型各模块的计算延时、准确率及经济效益进行对比研究,结果见表 4。可以看出:本模型各模块的计算时延较简单模型的长,但准确率和设备智能控制的经济效益均高于简单模型,且提升幅度较大,说明本模型的运行能对设备进行智能化控制,使企业经济效益得到明显提高。

表 4 本模型与简单模型各模块的对比试验结果

模型	模块	计算时延/s	准确率/%	经济效益/万元
本模型	改进 DDQN	1.7	91	250
	ResNet	1.2	93	250
简单模型	牛顿法	0.4	82	192
	回归分析	0.4	71	192

为验证本模型中 ResNet 模块对设备异常运行状态的检测效果,统计了 2023 年 7 月—2024 年 6 月期间的 ResNet 模块对设备运行常见 8 个异常状态的检测结果,见表 5。可以看出:ResNet 模块对 8 种主要的设备异常状态的检测准确率、召回率、精确率均较高,平均值分别为 90.12%,90.27% 和 90.94%,均超过 90%。说明本模型对设备的异常状态检测效果较好。

表 5 ResNet 模块对设备异常运行状态的检测结果统计情况

异常状态	检测异常次数	检测准确率/%	检测召回率/%	检测精确率/%
流量堵塞	12	92.21	89.56	93.71
泵故障	2	88.37	92.43	94.38
温度波动	4 761	90.10	91.69	89.81
过滤器堵塞	133	86.77	90.43	92.13
搅拌器故障	21	94.68	95.69	93.57
pH 失衡	184	89.07	88.11	87.45
传感器故障	93	85.76	85.80	89.24
异常压力水平	131	94.00	88.46	87.22

本模型的计算资源开销情况见表 6。可以看出:模型能在较低的计算设备硬件配置、较低的机器学习模型训练耗时,以及较低的计算时延条件下实现对湿法冶金设备的智能控制。

表 6 模型的计算资源开销情况

资源	开销情况	
硬件	CPU	Intel Core i7
	内存	32 G
	硬盘	1 T
	GPU	GTX 4090
其他	模型训练耗时	3 h
	异常检测时延	1.7 s
	最优化模型求解时延	0.2 s

5 结论

研究提出了一种基于 DDQN 优化控制和 ResNet 异常检测的湿法冶金流程设备智能控制模型,该模型能有效解决在复杂工艺条件下的湿法冶金过程中,设备智能控制模型因泛化能力不足导致的经济效益低等问题。该模型还能通过高精度地监测并预警设备异常状态,实现湿法冶金生产过程中关键设备的智能运维与提前干预,从而大幅降低因设备故障导致的生产中断与资源浪费。该模型有助于湿法冶金设备运行智能控制和管理,促进湿法冶金工艺的改进和优化。

参考文献:

[1] 阳春华,孙备,李勇刚,等.复杂生产流程协同优化与智能控制[J].自动化学报,2023,49(3):528-539.
 [2] 顾群.湿法冶金下游流程的分层优化及全流程优化仿真算法分析研究[J].湿法冶金,2023,42(2):205-214.
 [3] 李晓冉,焦焯,李晖,等.基于改进粒子群算法的湿法冶金技术优化控制[J].黄金,2024,45(7):39-45.

[4] 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.
 [5] 陈春林,戴兴征,魏昶.湿法炼锌协同处置富氧顶吹炼铅烟尘分离回收的生产实践[J].矿冶,2023,32(1):60-64.
 [6] 李晶,洪武,张文亮,等.基于 YOLOv5 算法的智能剥锌机预开口识别技术研究[J].中国矿业,2024,33(增刊 1):258-262.
 [7] 马少腾.冶金设备管理与维修存在的问题及对策[J].工程管理与技术探讨,2023,5(19):25-27.
 [8] 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.
 [9] 杨欣伟,赵雪娇.某湿法冶金流程运行状态的在线评价方法优化及仿真分析[J].湿法冶金,2023,42(4):422-428.
 [10] 张明,高利坤,饶兵,等.铜冶炼渣湿法浸出资源化高效回收研究现状[J].矿冶,2022,31(5):88-97.
 [11] 黄松勇,王贤琳,鄢威,等.基于 DRL 的离散生产线动态感知决策[J].组合机床与自动化加工技术,2023(8):176-182.
 [12] 易俊纯,桂卫华,梁晓俊,等.挥发窑鼓风管的关键点识别及其摆放位置监测[J].控制理论与应用,2024,41(1):172-182.
 [13] 雷伟岩,李金贵,何齐升,等.湿法炼锌除铁工艺研究进展[J].湿法冶金,2023,42(5):458-463.
 [14] 蒋桂玉,夏洪应,张奇,等.湿法炼锌浸出渣的工艺矿物学研究[J].有色金属科学与工程,2023,14(3):381-386.
 [15] 薛乃阳,丁丹,贾玉童,等.基于 DQN 的异构测控资源联合调度方法[J].系统仿真学报,2023,35(2):423-434.
 [16] 陈睿奇,黎雯馨,王传洋,等.基于深度强化学习的工序交互式智能体 Job shop 调度方法[J].机械工程学报,2023,59(12):78-88.
 [17] 郑文杰,杨祎,乔木,等.基于改进 YOLO 和 Resnet 的变电设备热缺陷识别及诊断方法[J].重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(9):261-269.
 [18] 毕忠勤,李欢峰,张伟娜,等.基于域泛化的工业设备无监督异常声音检测算法[J].科学技术与工程,2024,24(3):1091-1099.
 [19] 常禧龙,梁琨,李文涛.深度学习优化器进展综述[J].计算机工程与应用,2024,60(7):1-12.
 [20] 李宗坤,郑晶星,周晶.误差反向传播神经网络模型的改进及其应用[J].水利学报,2003,34(7):111-114.

Intelligent Control Model of Hydrometallurgical Equipment Based on DDQN Optimization Control and ResNet Anomaly Detection

ZHAO Qiujin

(School of Information Engineering and Big Data, Zhengzhou Technical College, Zhengzhou 450010, China)

Abstract: An economic benefit optimization model for hydrometallurgical equipment control was

established, and an optimization algorithm based on Double Deep Deterministic Q-Network (DDQN) model is introduced. At the same time, Residual Network is combined with residual network. ResNet's deep learning capability to realize the detection and early warning of abnormal equipment operation status. The simulation results show that the intelligent control algorithm can not only greatly improve the operating efficiency of hydrometallurgical equipment, but also enhance the stability and reliability of the system and improve the economic benefit of enterprises.

Key words: hydrometallurgy; equipment; intelligent control; DDQN; ResNet; simulation analysis

~~~~~  
(上接第 703 页)

### Complexation Extraction for Defluorination and Resource of Fluorine in Zinc Smelting Waste Acid

ZHANG Xuan<sup>1</sup>, LI Yong<sup>1</sup>, HE Jingui<sup>2</sup>

(1. College of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819, China

2. College of Materials Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110819, China)

**Abstract:** The efficient removal of fluoride from zinc smelting waste acid by complex extraction using P204 as the extractant was investigated. The effects of concentration of fluorine and aluminum in aqueous phase, pH, extraction temperature and time on the extraction rate of fluorine and aluminum were examined. The resource utilization of aluminum fluoride was also discussed. The results show that under P204 concentration of 1 mol/L, Al<sup>3+</sup> concentration in aqueous phase of 0.1 mol/L, F<sup>-</sup> concentration of less than 0.025 mol/L, pH=3.0~3.5, extraction time of 8 min and room temperature, the extraction rate of fluorine can reach 96.18%. Using 1.0 mol/L sulfuric acid solution to strip of the fluorine-aluminum-loaded organic phase, the stripping rates for F<sup>-</sup> and Al<sup>3+</sup> are 81.88% and 39.39%, respectively. Cryolite can be obtained by precipitation of stripping solution, and the synthesis of cryolite is more favorable under the condition of pH=4.

**Key words:** zinc smelting waste acid; complexation extraction; P204; fluorine; aluminum; removal; resource utilization