

基于改进粒子群算法的湿法冶金技术优化控制

李晓冉¹,焦 烜^{2*},李 晖³,邓敏清¹,颜 靖⁴,刘振峰⁵

(1. 贺州市数据信息中心; 2. 百色学院工商管理学院; 3. 贺州市检验检测中心;

4. 广西塔易信息技术有限公司; 5. 广西数字贺州科技有限公司)

摘要:分析了湿法冶金技术的关键工艺,构建了优化控制模型,并利用自适应惯性权重和模拟退火算子对粒子群算法进行改进,对湿法冶金技术进行优化控制。仿真试验结果显示:在 A 风力发电场优化数据集中测试中,AIW-SAO-PSO 算法迭代 225 次时趋于稳定,适应度值约为 0.165,且迭代 100 次时,算法的均方根误差、平均绝对误差、相对标准偏差分别为 0.008 0,0.004 5 和 0.971 %;在湿法冶金技术优化控制模型的寻优求解中,得到的综合效益值为 1.9×10^5 元/h,与目标期待值的绝对误差约为 0.1×10^4 元/h。实现了湿法冶金技术的优化控制,并为同类型优化控制提供理论支持。

关键词:湿法冶金;模拟退火算子;自适应惯性权重因子;粒子群算法;优化控制;仿真试验

中图分类号:TF111.3

文献标志码:A

文章编号:1001-1277(2024)07-0039-07

doi:10.11792/hj20240709

引言

湿法冶金技术是一种重要的冶金工艺,在金属提取和精炼中起着关键作用^[1-2]。传统湿法冶金技术优化控制通常依赖于经验和试错,效率低且不具备自适应性^[3]。粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种仿生优化算法,可以模拟群体生物行为,并通过个体之间的合作和信息共享来寻找最优解,能够有效解决上述问题^[4-5]。但是,利用传统粒子群算法解决湿法冶金技术优化控制问题时,由于其自身的局限性,会存在一些不足之处^[6]:①对于复杂的湿法冶金过程,传统粒子群算法无法充分考虑到问题的多样性和复杂性,对于参数空间的搜索能力有限,在全局优化和局部优化之间存在一定的局限性^[7];②传统粒子群算法在求解优化问题时会陷入局部最优解^[8];③传统粒子群算法的参数设置往往需要经验调整,不具备自适应性。

自适应惯性权重(Adaptive Inertia Weight, AIW)可以自适应地调整粒子的速度和位置,从而增强算法的收敛性和全局搜索能力^[9-10]。模拟退火算子(Simulated Annealing Operator, SAO)通过在搜索过程中引入模拟退火策略,增加了粒子群算法跳出局部最优的可能性,避免其陷入局部最优解^[11-12]。鉴于此,研究引入自适应惯性权重和模拟退火算子对粒子群

算法进行改进,以实现湿法冶金技术的优化控制,提高湿法冶金的综合经济效益。

1 湿法冶金技术优化控制

1.1 湿法冶金技术主要工艺流程分析及控制模型构建

湿法冶金技术通过化学反应将矿石中的金属转化为溶解态,然后通过一系列步骤进行分离、净化和提取,最终得到金属化合物。湿法冶金技术主要工艺流程见图 1。

针对湿法冶金技术中的 3 个主要工艺流程,分析了可能影响高铜矿湿法冶金最终综合效益的因素,结果见图 2。

针对上述 3 个关键工艺的影响因素,分别构建控制模型(见式(1))。湿法冶金技术浸出工艺控制模型主要依据物料守恒和反应动力学方程进行构建。

$$\begin{cases} \frac{Q_{i,s}}{M_{i,s}}(C_{i-1,s} - C_{i,s}) - r_{i,Au} = 0 \\ \frac{Q_{i,l}}{M_{i,l}}(C_{i-1,l} - C_{i,l}) + \frac{M_{i,s}}{M_{i,l}}r_{i,Au} = 0 \\ \frac{Q_{i,l}}{M_{i,s}}(C_{i-1,CN} - C_{i,CN}) + \frac{Q_{i,CN}}{M_{i,l}} - r_{i,Au} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期:2024-01-20; 修回日期:2024-03-09

基金项目:国家自然科学基金项目(GDKJXM20210069)

作者简介:李晓冉(1987—),男,高级工程师,硕士,研究方向为电子政务、软件系统研发与设计、网络安全,大数据分析应用、数据共享交换、数据

挖掘;E-mail:hyuoy2024@163.com

*通信作者:焦 烜(1972—),女,高级会计师,硕士,研究方向为区域经济、数据分析及财务管理、产品质量分析算法;E-mail:hzmipo20@163.com

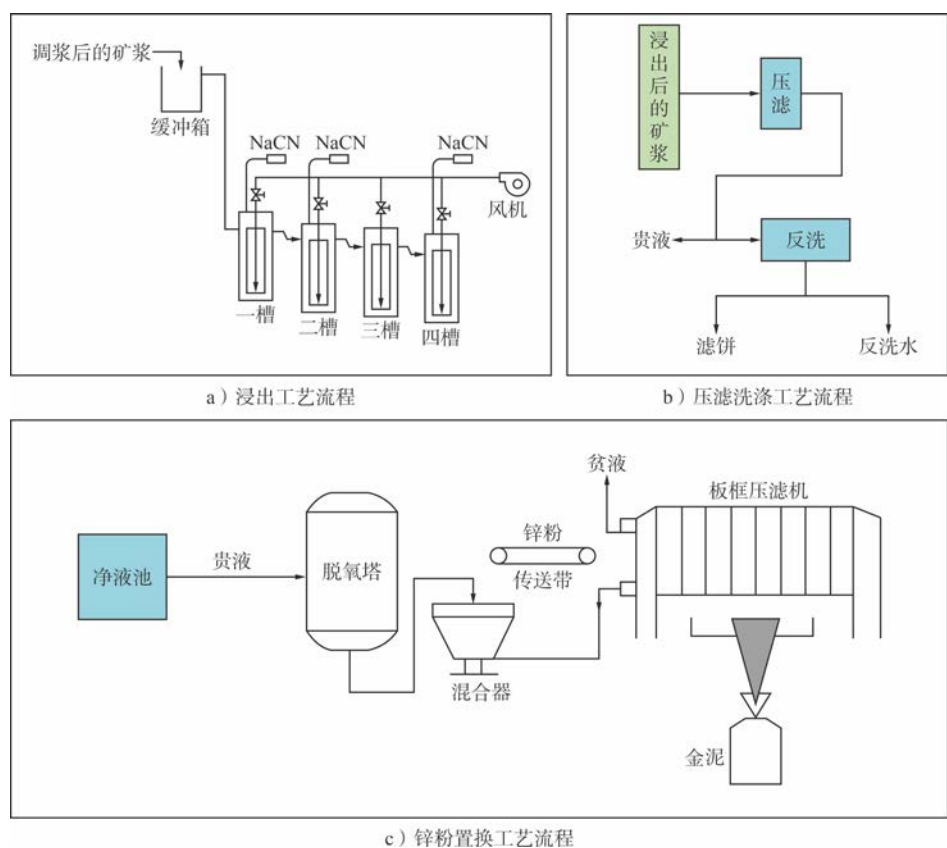


图1 湿法冶金技术主要工艺

Fig. 1 Major hydrometallurgical technology processes

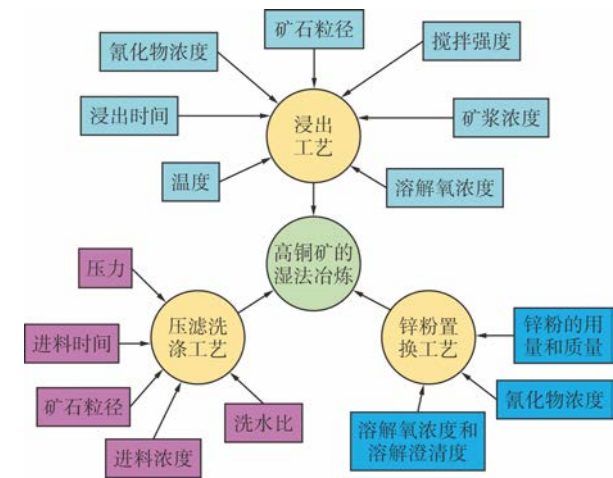


图2 高铜矿湿法冶金关键工艺影响因素

Fig. 2 Factors influencing key hydrometallurgical processes for high copper ore

式中: $Q_{i,s}$ 为单位时间内矿浆中矿石的流量; $Q_{i,l}$ 为单位时间内矿浆中水的流量; $M_{i,s}$ 为每个浸出槽中余下的铜矿质量; $M_{i,l}$ 为每个浸出槽中余下的液体质量; $C_{i-1,s}$ 为流进浸出槽的矿石中金属的初始品位; $C_{i,s}$ 为流进浸出槽的固相中金品位; $C_{i-1,l}$ 为液相中金的初始品位; $C_{i,l}$ 为液相金品位; $C_{i-1,CN}$ 为液相中 CN^- 初始浓度; $C_{i,CN}$ 为液相中 CN^- 浓度; $Q_{i,CN}$ 为各个浸出槽中 CN^- 添加量; $r_{i,Au}$ 为金的溶解速度, $r_{i,Au}$ 计算方法见

式(2)。

$$r_{i,Au} = (1.13 \times 10^{-3} - 4.37 \times 10^{-11} \bar{d}^{-2.93}) \times (C_{i-1,s} - C_{i,s}) C_{i,CN}^k \quad (2)$$

式中: $\bar{d}$ 为高铜矿粒子的平均粒径; k 为液相中 CN^- 的浓度指数。

$r_{i,CN}$ 为NaCN的消耗速度,计算方法见式(3)。

$$r_{i,CN} = \left(\frac{1.69 \times 10^{-8}}{\bar{d}^{-0.547} - 6.40} \right) C_{i,CN}^{3.71} \quad (3)$$

由于 $Q_{i,s} = Q_{i-1,s}$, $Q_{i,l} = Q_{i-1,l}$,在理想状态下,可得出矿浆中矿石流量和水流量之间的关系,见式(4)。

$$Q_{i,s} = Q_{i,l} \left(\frac{1}{C_{i,w}} - 1 \right) \quad (4)$$

式中: $C_{i,w}$ 为矿浆浓度。

式(4)为单一的湿法冶金浸出控制模型,由图1可知,整个浸出过程由4步构成,最终的浸出率(x)计算公式见式(5)。

$$x = \frac{C_{0,s} - C_{4,s}}{C_{0,s}} \quad (5)$$

式中: $C_{0,s}$ 为矿石初始金品位; $C_{4,s}$ 为最终未被浸出矿石金品位。

湿法冶金技术压滤洗涤工艺控制模型主要围绕洗涤率进行构建,计算公式见式(6)。

$$\begin{cases} w_e = \frac{[V_f + (h - h_c)A] + F\{(1 - C_w)(V_f + V_c)e^{C_w} - [V + (h - h_c)A]\}}{(1 - C_w)(V_f + V_c)e^{C_w}} \\ V_f = \frac{1}{C_w\alpha(1 - n)\Delta p^n} \left(\frac{C_w A^2 \Delta p}{\mu Q_s(1 - C_w)} - AR_m \right) \end{cases} \quad (6)$$

式中： w_e 为洗涤率； V_f 为滤液体积； h 为滤饼厚度； h_c 为滤腔高度； A 为滤布过滤面积； F 为可回收溶质比例； C_w 为滤腔矿浆浓度； V_c 为滤腔体积； V 为矿石总体积； α 为相对平均滤饼阻力； n 为系数； ΔP 为推动力； μ 为液体黏度； Q_s 为矿浆流量； R_m 为过滤介质阻力。

湿法冶金技术置换工艺控制模型主要根据锌粉添加量等操作变量与置换率之间的关系进行构建。 Au 的浓度守恒方程见式(7)。

$$F_0 C_{A0} = F_0 C_A + V r_{Au} \quad (7)$$

式中： $F_0 C_{A0}$ 和 $F_0 C_A$ 分别为流入和流出浓密机的 Au 浓度； r_{Au} 为 Au 的反应速率。

压滤机中 Au 的浓度变化率 $\frac{dVC_A}{dt}$ 计算见式(8)。

$$\begin{cases} \frac{dVC_A}{dt} = F_0 C_{A0} - F_0 C_A - V r_{Au} \\ r_{Au} = k_0 \frac{A}{V} C_A \\ A = \frac{6}{\rho d_{Zn}} \mu_{Zn} \end{cases} \quad (8)$$

式中： k_0 为常数； ρ 为 Zn 密度； d_{Zn} 为锌粉平均直径； μ_{Zn} 为锌粉质量。

锌粉质量在整个过程中守恒，计算公式见式(9)。

$$\frac{d\mu_{Zn}}{dt} = v m_0 - \frac{k_0 A M_{Zn} C_A}{2 M_{Au}} \quad (9)$$

式中： v 为 Zn 粉送料机器带动速度； m_0 为送料机器每秒铺上锌粉的质量； M_{Zn} 和 M_{Au} 分别为 Zn 和 Au 的相对原子质量； C_A 为贫液中 $[Au(CN)_2]^-$ 浓度。

在恒定压力情况下，过滤方程见式(10)。

$$\frac{dV_1}{dt} = \frac{k_1 A_1^2 \Delta P^{1-S}}{V_1 + V_e} \quad (10)$$

式中： V_1 为滤液量； k_1 为过滤速度常数； A_1 为过滤面积； S 为滤饼可压缩系数； V_e 为过滤介质的当量滤液体积。

最终置换率(y)计算公式见式(11)。

$$y = \frac{C_{A0} - C_A}{C_{A0}} \quad (11)$$

式中： C_{A0} 为 $[Au(CN)_2]^-$ 初始浓度。

湿法冶金全流程控制模型构建流程见图3。

1.2 湿法冶金技术控制模型优化

影响湿法冶金技术的因素主要为第一次浸出过程一槽 $NaCN$ 添加量、第一次浸出过程二槽 $NaCN$ 添

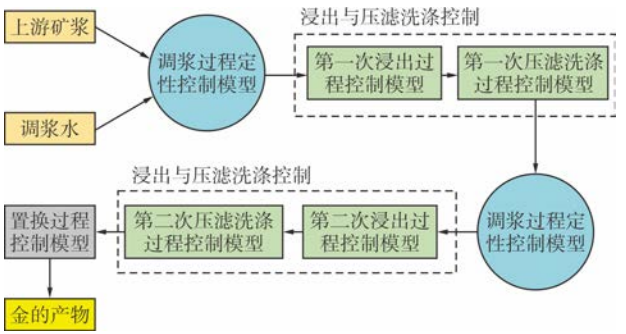


图3 湿法冶金全流程控制模型构建流程
Fig. 3 Whole-process control model construction process of hydrometallurgy

加量、第一次浸出过程四槽 $NaCN$ 添加量、第二次浸出过程一槽 $NaCN$ 添加量、第二次浸出过程二槽 $NaCN$ 添加量、第二次浸出过程四槽 $NaCN$ 添加量和锌粉添加量。以上述7种变量为决策变量，以湿法冶金技术综合经济效益为优化目标构建模型。综合经济效益 $maxprofit$ 计算公式见式(12)。

$$\begin{cases} maxprofit = QP_{Au} + Q_Z - cost_M - cost_E - cost_{ore} - cost_P \\ cost_M = 12.8 Q_{CN} + 22 Q_{Zn} \\ cost_{ore} = 0.9 Q_S CP_{Au} \end{cases} \quad (12)$$

式中： Q 为 Au 产量； P_{Au} 为 Au 单价； Q_Z 为 CN^- 的收益； $cost_M$ 为物耗； $cost_E$ 为能耗； $cost_{ore}$ 为矿石成本； $cost_P$ 为环境保护处理成本； Q_{CN} 为 $NaCN$ 消耗总量； Q_{Zn} 为 Zn 消耗总量； Q_S 为矿石量； C 为浓度。

湿法冶金技术优化控制模型的约束条件见式(13)。

$$\begin{cases} x_1 + (1 - x_1)x_2 \geq 95 \% \\ cost_M \leq 2500 \end{cases} \quad (13)$$

根据决策变量、综合经济效益和约束条件建立的湿法冶金技术优化控制模型见式(14)。

$$\begin{cases} maxprofit = QP_{Au} + Q_Z - cost_M - cost_E - cost_{ore} - cost_P \\ x_1 + (1 - x_1)x_2 \geq 95 \% \\ cost_M \leq 2500 \\ cost_{ore} = 0.95 Q_S CP_{Au} \end{cases} \quad (14)$$

粒子群算法是基于模拟鸟群觅食行为的启发式算法，通过模拟粒子在解空间中的搜索过程来找到最优解，它将一群粒子看作一个解的候选集合，这些粒子可以在解空间中搜索并寻找最优解。传统粒子群算法采用统一惯性权重值，降低了种群多样性，不利于最优值的寻解。为此，研究引入种群离散度(δ_k)对粒子群种群的多样性进行评价，再对传统粒子群算法的惯性权重值(ω_1)进行调整，见式(15) [13]。

$$\begin{cases} \delta_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2}{N}} \\ \omega_1 = \frac{\omega_{\max}}{2} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{2} \left| \frac{f_i - \bar{f}}{f_{\max} - \bar{f}} \right| \end{cases} \quad (15)$$

式中: f_i 为第 i 个粒子的适应度; $\bar{f}$ 为平均适应度; $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别为惯性权重的最大值和最小值; $f_{\max}$ 为最大适应度。

当 $f_i \geq f_{\max - \text{avg}}$ 时, 该粒子寻优解的能力最好, 应赋予其较小的权重值, 将其权重值调整为 ω_1 ; 当 $f_{\max - \text{avg}} \geq f_i \geq f_{\min - \text{avg}}$ 时, 该粒子寻优解的能力一般, 权重值保持不变; 当 $f_{\min - \text{avg}} \geq f_i$ 时, 该粒子寻优解的能力较差, 采用自适应惯性权重值调整为 ω_2 , 见式(16)^[14]。

$$\omega_2 = \omega_{\min} + \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{1 + \frac{\delta_k}{k_1} e^{-\left(\frac{\mu K_{\max} - k}{\mu K_{\max}}\right)}} \quad (16)$$

式中: $K_{\max}$ 为确定数据集中最近的邻居数量的最大 k 值; μ 为突变函数, 可随机改变群体中的部分个体。

为避免传统粒子群算法陷入局部极小值, 研究利用模拟退火算子对粒子群的群体极值进行更新。种群中每个粒子的相对极值 (g_{best}) 的突跳概率 P 见式(17)^[15]。

$$\begin{cases} P = \frac{e^{-\frac{f_{pi} - f_{g, \text{best}}}{T(k)}}}{\sum_{j=1}^N e^{-\frac{f_{pj} - f_{g, \text{best}}}{T(k)}}} \\ T(k) = \begin{cases} \frac{f_{g, \text{best}}}{\ln 2} \\ T(k) \rho' & k \geq 2 \end{cases} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $T(k)$ 为退火温度; $f_{g, \text{best}}$ 为初始群体极值; ρ' 为降温系数; f_{pi} 为粒子 i 的当前适应度值; f_{pj} 为粒子 j 的某个候选解 (通过模拟退火过程产生的) 的适应度值。

根据突跳概率对新粒子群的极值进行更新。基于改进粒子群算法的湿法冶金技术优化控制模型运算流程见图 4。利用该模型, 将个体极值用湿法冶金过程中 7 个决策变量代替, 群体极值用综合经济效益代替, 通过改进模型的迭代演算, 最终输入的结果即为湿法冶金技术优化后决策变量的大小及最大综合经济效益。

2 湿法冶金技术优化控制模型性能和应用分析

2.1 性能分析

为验证基于改进粒子群算法的湿法冶金技术优化控制模型的有效性, 研究首先对所构建算法的性能进行测试。研究所用系统为 Windows10, 开发工具为 Pycharm3.6, 深度学习框架为 PyTorch1.2.0。研究所需数据集包括 A 风力发电场优化数据集、X 市供应

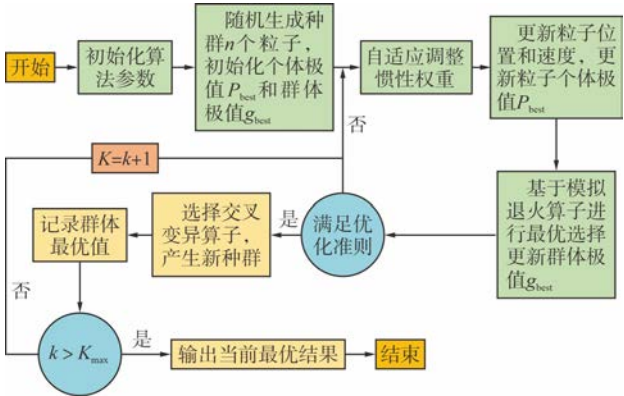


图 4 基于改进粒子群算法的湿法冶金技术优化控制模型运算流程

Fig. 4 Calculation flowsheet of the optimized control model for hydrometallurgical processes based on improved particle swarm algorithm

链物流优化数据集。其中, A 风力发电场优化数据集来自某发电场官网数据, 数据集中包含不同时间段的风速、风向, 以及发电机输出功率、转速、温度等。X 市供应链物流优化数据集来自某市物流运输公司记录数据, 数据集包括货物的起始点和目的地、货物的数量、货物运输时间、路线和费用、仓库和库存数据等。为论证研究所构建模型的可实现性和优异性, 选取 SAO - PSO 算法、AIW - PSO 算法、GWO - PSO 算法与研究构建的 AIW - SAO - PSO 算法进行对比。

2.1.1 算法适应度测试

测试算法的适应度, 在优化问题中, 适应度与目标函数值相关联, 目标函数需要最小化或最大化问题特定的衡量标准, 而适应度则是目标函数值的函数, 研究选取的目标函数值为综合经济效益。4 种算法在 2 种不同数据集中适应度变化见图 5。

由图 5 - a) 可知; SAO - PSO 算法和 AIW - PSO 算法开始的收敛曲线波动较大, 存在较大不稳定性; 随着迭代次数的增加, 曲线波动越来越小, 最终 SAO - PSO 算法迭代 336 次, 其适应度值趋于稳定, 约为 0.156; AIW - PSO 算法迭代 408 次, 其适应度值趋于稳定, 约为 0.158。GWO - PSO 算法和 AIW - SAO - PSO 算法的收敛曲线更为平稳, 呈阶梯状上升, 最终 GWO - PSO 算法迭代 256 次时, 适应度值趋于稳定, 约为 0.159; AIW - SAO - PSO 算法迭代 225 次时, 适应度值趋于稳定, 约为 0.165。由图 5 - b) 可知; SAO - PSO 算法和 AIW - PSO 算法的曲线波动幅度大且不稳定, 分别迭代 347 次和 448 次, 适应度值趋于稳定, 分别为 0.146 和 0.149; GWO - PSO 算法和 AIW - SAO - PSO 算法收敛曲线相对稳定, 呈阶梯状上升, 分别迭代 171 次和 164 次, 其适应度值趋于稳定, 分别为 0.151 和 0.157。相比于其他 3 种算法,

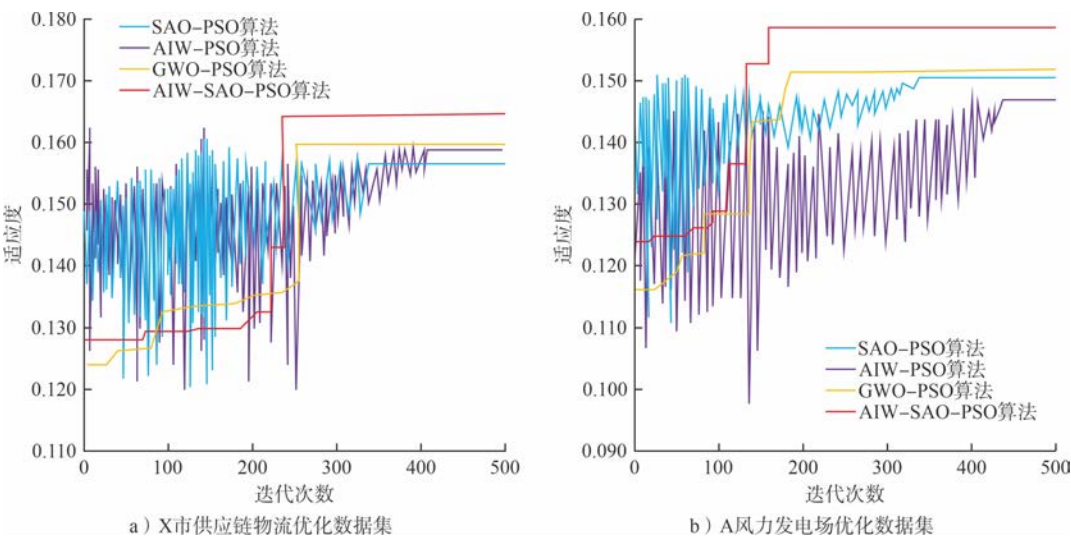


图 5 4 种算法在 2 种不同数据集中适应度对比图

Fig. 5 Comparison of fitness of 4 algorithms in 2 different datasets

AIW - SAO - PSO 算法收敛速度更快,适应度值更高,说明该算法可以在更短的时间内计算出最优效益。

2.1.2 算法扩展性能测试

以 A 风力发电场优化数据集为主要数据集开展算法扩展性能测试,选取性能测试的指标为均方根误差、平均绝对误差、相对标准偏差,测试结果见图 6。

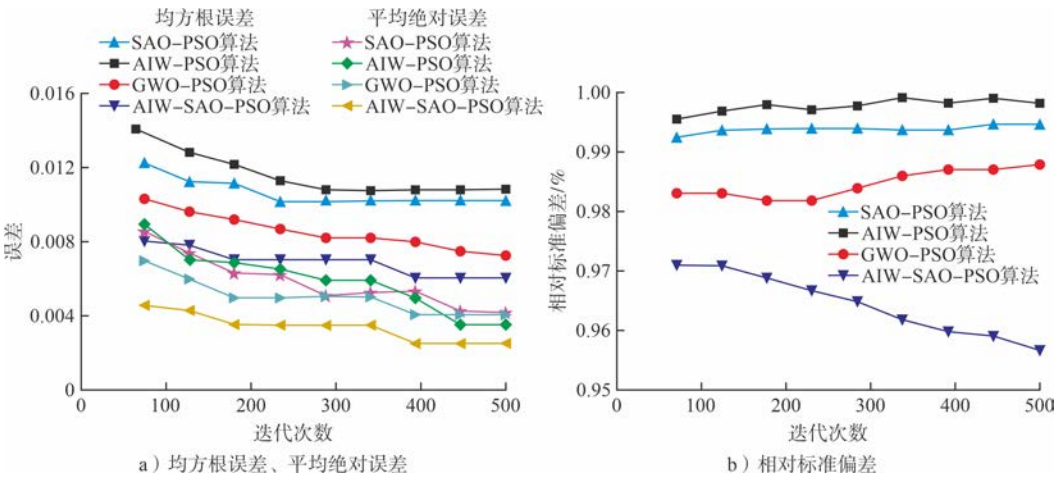


图 6 不同算法的均方根误差、平均绝对误差、相对标准偏差对比结果

Fig. 6 Comparison of root-mean-square error,mean absolute error and relative standard deviation of different algorithms

由图 6 - a) 可知:迭代次数为 100 次时,SAO - PSO 算法和 AIW - PSO 算法的均方根误差分别为 0.014 0 和 0.012 3;GWO - PSO 算法的均方根误差为 0.012 2,都高于 AIW - SAO - PSO 算法的 0.008 0;SAO - PSO 算法、AIW - PSO 算法和 GWO - PSO 算法的平均绝对误差分别约为 0.009 2,0.009 3,0.007 2,同样高于 AIW - SAO - PSO 算法的 0.004 5。由图 6 - b) 可知:迭代次数为 100 次时,SAO - PSO 算法、AIW - PSO 算法、GWO - PSO 算法、AIW - SAO - PSO 算法的相对标准偏差分别为 0.995 % ,0.994 % ,0.984 % ,0.971 % ,且除 AIW - SAO - PSO 算法外,其余 3 种算法的相对标准偏差均是逐渐增大。测试结果说明, AIW - SAO - PSO 算法在均方根误差、平均绝对误差和

相对标准偏差等性能指标上表现出较好的优越性,能够提供更准确且稳定的结果,具有更高的预测准确性和可靠性。

2.2 应用效果及分析

为探究基于改进粒子群算法的湿法冶金技术优化控制模型的具体应用效果,研究调取某大型矿石加工厂的运行数据进行仿真试验,模型参数设置见表 1。

利用不同算法对该大型矿石加工厂优化控制模型的综合效益求解时间和最终值进行测试,结果见图 7。

由图 7 - a) 可知:GWO - PSO 算法和研究构建的 AIW - SAO - PSO 算法对于综合效益值求解寻优时,呈现稳定上升趋势,约在 8 min 趋于稳定,稳定后,

表 1 模型参数设置
Table 1 Model parameter settings

参数	数值	对应模型变量
矿石流量/($\text{kg} \cdot \text{h}^{-1}$)	563	Q_s
金价格/($\text{元} \cdot \text{g}^{-1}$)	293	P_{Au}
矿石金品位/($\text{g} \cdot \text{t}^{-1}$)	687	C_{s0}
氰化钠价格/($\text{元} \cdot \text{g}^{-1}$)	15.6	P_{CN}
锌粉价格/($\text{元} \cdot \text{g}^{-1}$)	23	P_{Zn}
氰化钠添加量/($\text{kg} \cdot \text{h}^{-1}$)	0 ~ 100	Q_{CN}
锌粉添加量/($\text{kg} \cdot \text{h}^{-1}$)	0 ~ 20	Q_{Zn}
氰渣返金率	0.60	kf_{Au}

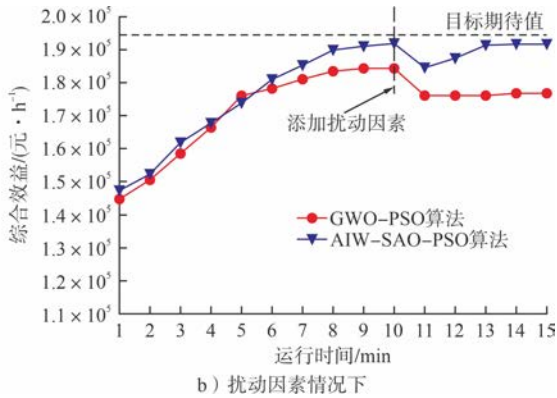
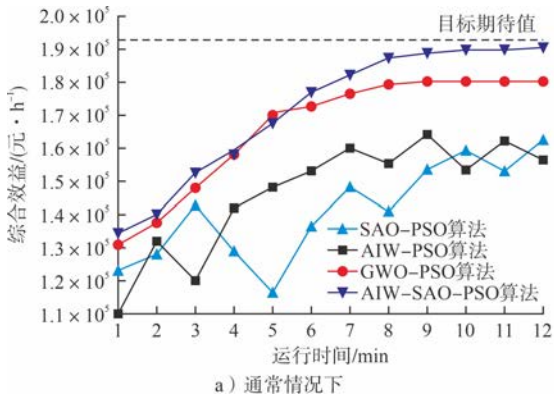


图 7 不同算法的湿法冶金综合效益预测结果

Fig. 7 Prediction of comprehensive benefits of hydrometallurgy by different algorithms

基于 AIW - SAO - PSO 算法和 GWO - PSO 算法的湿法冶金技术优化控制模型中决策变量计算值

果见图 8。
由图 8 可知:研究构建的 AIW - SAO - PSO 算法

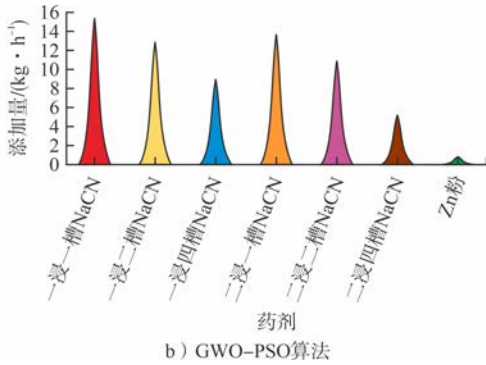
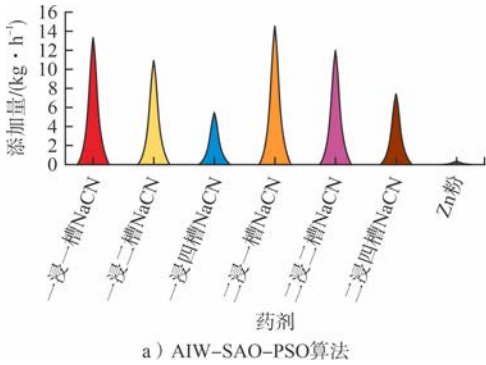


图 8 决策变量计算值

Fig. 8 Calculated values of decision variables

计算所得 6 个浸出槽氰化钠添加量分别为 13.7 kg/h、10.7 kg/h、5.8 kg/h、14.2 kg/h、12.0 kg/h、5.9 kg/h, Zn 粉添加量为 0.19 kg/h。GWO - PSO 算法计算所得 6 个浸出槽氰化钠添加量分别为 15.4 kg/h、12.7 kg/h、8.9 kg/h、13.7 kg/h、10.4 kg/h、5.1 kg/h, Zn 粉添加量为 0.41 kg/h。综合以上数据,研究构建的 AIW - SAO - PSO 算法可以在保证高综合经济效益的同时,实现对湿法冶金整个过程的优化控制。

基于 4 种算法的湿法冶金全过程运行状态评价见图 9。

由图 9 可知:采用 AIW - SAO - PSO 算法,整个湿法冶金过程均处于“优”的运行状态,仅有少量时间段介于“优”“良”之间,而其他方法均介于“优”“良”之间。说明采用研究构建的 AIW - SAO - PSO 算法对湿法冶金技术进行优化控制不仅可以实现最高经济效益,还能保证整个湿法冶金过程处于良好的运行状态。

3 结 论

研究分析了对湿法冶金技术起关键性作用的因

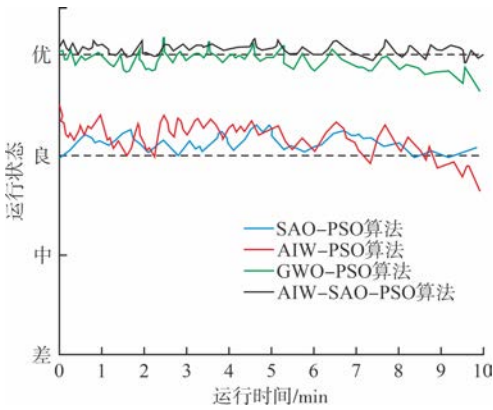


图 9 湿法冶金过程运行状态评价

Fig. 9 Operation state evaluation of hydrometallurgical process

素,并将其设置为决策变量,以综合效益为优化目标,建立约束条件,构建湿法冶金技术优化控制模型。在此基础上,利用自适应惯性权重和模拟退火算子改进的粒子群算法求解研究构建的优化控制模型,从而获得最大综合利益决策变量的设定值,实现对湿法冶金技术的控制优化。仿真试验结果显示,研究构建的 AIW - SAO - PSO 算法在 A 风力发电场优化数据集测试中,迭代 225 次时,适应度值趋于稳定,约为 0.165,相比其他算法,迭代次数少,适应度高,说明 AIW - SAO - PSO 算法可以在更短的时间内寻得解,且解为最优解。该算法迭代 100 次时的均方根误差、平均绝对误差、相对标准偏差分别为 0.008 0,0.004 5 和 0.971 %,说明研究算法具有更高的预测准确性和可靠性。在实际应用中,AIW - SAO - PSO 算法得到的综合效益值约为 1.9×10^5 元/h,与目标期待值的绝对误差约为 0.1×10^4 元/h,且在扰动因素的干预下能快速调节到最优值。研究方法可以实现湿法冶金技术的优化控制,为同类型优化控制提供了技术支持。

Optimization control of hydrometallurgical technology based on improved particle swarm algorithm

Li Xiaoran¹, Jiao Xuan², Li Hui³, Deng Mingqing¹, Yan Jing⁴, Liu Zhenfeng⁵
(1. Hezhou Data Information Center; 2. School of Business Administration, Baise University;
3. Hezhou Inspection and Testing Center; 4. Guangxi Towere Information Technology Co., Ltd. ;
5. Guangxi Digital Hezhou Technology Co., Ltd.)

Abstract: This study analyzes the key processes of hydrometallurgical technology, constructs an optimization control model, and improves the particle swarm algorithm using adaptive inertia weight and simulated annealing operators to achieve optimization control of hydrometallurgical technology. Simulation test results show that in the test on the A wind farm optimization dataset, the AIW - SAO - PSO algorithm stabilizes after 225 iterations with a fitness value of 0.165. At 100 iterations, the algorithm's root mean square error, mean absolute error, and relative standard deviation (RSD) are 0.008 0, 0.004 5, and 0.971 %, respectively. In the optimization control model for hydrometallurgical technology, the obtained comprehensive benefit value is 1.9×10^5 yuan/h, with an absolute error of about 0.1×10^4 yuan/h from the target expected value. This achieves the optimization control of the hydrometallurgical process and provides technical support for similar optimization control applications.

Keywords: hydrometallurgy; simulated annealing operator; adaptive inertia weight factor; particle swarm algorithm; optimization control; simulation test

[参 考 文 献]

[1] 李明昕,贾艳明,周军旗,等. 卸氢柱工艺系统吹扫置换应用优化分析[J]. 机电信息,2023(13):54-58.
[2] 张磊. 置换减压法开发天然气水合物工艺及数值模拟[J]. 钻采工艺,2021,44(6):74-77.
[3] 谭志远. 低温储罐置换新工艺的探索与实践[J]. 石油化工建设,2023,45(5):54-57.
[4] 王成亮,潘志新,翟学锋,等. 基于改进粒子群算法的无线充电系统参数优化[J]. 电气传动,2023,53(3):64-69.
[5] 龚建兴,王子沐,杨奇龙. 基于粒子群算法的训练仿真想定优化生成方法[J]. 系统仿真学报,2023,35(9):1 860-1 870.
[6] 孙一凡,张纪会. 基于模拟退火机制的自适应粘性粒子群算法[J]. 控制与决策,2023,38(10):2 764-2 772.
[7] 贺兴时,杨旭日. 混沌映射的粒子群算法分析比较[J]. 纺织高校基础科学学报,2023,36(1):86-93.
[8] 王钰,郝毅,王磊,等. 基于改进粒子群算法的多能微网多目标优化调度[J]. 电测与仪表,2023,60(11):29-36,59.
[9] 丁容,高建瓴,张倩. 融合自适应惯性权重和柯西变异的秃鹰搜索算法[J]. 小型微型计算机系统,2023,44(5):910-915.
[10] 张渊博,邹德旋,张春韵,等. 自适应惯性权重的粒子群优化算法[J]. 计算机仿真,2023,40(4):350-357.
[11] 李昌兴,黄杉. 求解旅行商问题的联合算子模拟退火算法[J]. 西安邮电大学学报,2022,27(4):89-94.
[12] LI H, XIANG S, YANG Y, et al. Differential evolution particle swarm optimization algorithm based on good point set for computing Nash equilibrium of finite noncooperative game[J]. Aims Mathematics,2021,6(2):1 309-1 323.
[13] LI Q X, ZENG X H, WEI W H. Multi-objective particle swarm optimization algorithm using Cauchy mutation and improved crowding distance[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics,2023,2(16):250-276.
[14] WEI L Y, GUO X, WANG C H, et al. Inversion of optical parameters of semitransparent media based on quantum particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science),2023,44(1):63-69.
[15] 孙鉴,刘恣伍,武晓晓. 基于大规模邻域搜索的模拟退火算法求解 TSP[J]. 计算机仿真,2023,40(6):415-420.