

基于 Matlab 和粒子群算法的磨矿技术效率预测模型

周文涛¹, 韩跃新¹, 李艳军¹, 杨金林²
(1. 东北大学 资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 广西大学 资源环境与材料学院, 广西 南宁 530004)

摘 要: 研究了磨矿时间、干矿质量分数和充填率对锡石多金属硫化矿磨矿技术效率的影响. 结果表明, 在最优的磨矿参数条件下, 即磨矿时间为 8 min、干矿质量分数为 65%、充填率为 42% 时, 锡石和硫化矿二元结构所对应的磨矿技术效率最佳. 通过 Matlab 的广义回归神经网络 (GRNN) 计算程序建立了一种磨矿技术效率预测模型, 利用粒子群算法对模型参数进行优化, 并通过试验验证了模型的适用性和可靠性.
关 键 词: 锡石多金属硫化矿; 磨矿优化; 磨矿技术效率; 粒子群算法; GRNN 模型优化
中图分类号: TD 921 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2019)04-0548-05

Grinding Technical Efficiency Prediction Model Based on Matlab and Particle Swarm Optimization

ZHOU Wen-tao¹, HAN Yue-xin¹, LI Yan-jun¹, YANG Jin-lin²
(1. School of Resources & Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Resources Environment and Materials, Guangxi University, Nanning 530004, China. Corresponding author: LI Yan-jun, E-mail: liyanjun@mail.neu.edu.cn)

Abstract: The effect of grinding time, dry ore mass fraction and filling rate on the grinding technical efficiency of cassiterite polymetallic sulfide ore were studied. The results showed that the grinding efficiency corresponding to the binary structure of cassiterite and sulfide ore is the best when the grinding time is 8 min, the dry ore mass fraction is 65%, and the filling rate is 42%. A grinding technical efficiency prediction model was established by using the generalized regression neural network (GRNN) program of Matlab. The model parameters were optimized by the particle swarm optimization. The applicability and reliability of the model were verified by experiments.
Key words: cassiterite polymetallic sulfide ore; grinding optimization; grinding technical efficiency; particle swarm optimization; GRNN (generalized regression neural network)

在锡石多金属硫化矿选矿实践中,存在锡石过磨和硫化矿欠磨的矛盾,因而,寻找一种评价或者缓解锡石多金属硫化矿磨矿矛盾的途径尤其重要,磨矿技术效率可以用来评价所需粒级的实现效率,以及评价和优化锡石过磨和硫化矿欠磨过程. GRNN 是建立在非参数估计基础上的一种非线性回归径向基网络,即广义回归神经网络模型^[1]. 近年来,针对复杂问题的智能优化研究得到很大发展,粒子群优化算法是文献[2-5]提出的一种新型算法,应用较为广泛. 通过粒子群算法对 GRNN 模型参数进行优化,这一算法保留了

GRNN 非线性映射能力强和容错性高的优势,并解决了 GRNN 拓扑结构不确定性问题,具有较高的预测精度和稳定性. 本文首次将 GRNN 模型和粒子群算法用于磨矿领域,对锡石多金属硫化矿磨矿技术效率预测模型进行了研究和优化.

1 试验和讨论

1.1 原料矿物组成和成分

试验矿样取自广西车河选矿厂,矿样经干燥、破碎、混匀、筛分后制得若干矿样. 锡石多金属硫

化矿中的主要硫化矿成分是磁黄铁矿和闪锌矿，铅矿物主要是脆硫锑铅矿，锡矿物主要是锡石，脉石矿物主要是云母和石英。

1.2 试验方法

磨矿技术效率的定义为粒度 a 的磨矿效率减去过磨粒度 b 的磨矿效率。磨矿技术效率可以评价磨矿效果，磨矿技术效率越高，说明磨矿合格粒级含量越大，磨矿效果越理想。磨矿技术效率数学表达式为

$$E = \left(\frac{\gamma - \gamma_1}{100 - \gamma_1} - \frac{\gamma_3 - \gamma_2}{100 - \gamma_2} \right) \cdot \quad (1)$$

式中： E 为磨矿技术效率，%； γ 为磨矿产物中小于粒度 a 的产率，%； γ_1 为给矿中小于粒度 a 的产率，%； γ_2 为给矿中小于粒度 b 的产率，%； γ_3 为磨矿产品中小于粒度 b 的产率，%。将锡石多金属硫化矿分为锡石和硫化矿二元结构，并选用 $-0.23 + 0.075\text{ mm}$ 为锡石的所需粒级，选用 $-0.15 + 0.038\text{ mm}$ 为硫化矿的所需粒级。

1.3 试验结果与分析

1.3.1 磨矿时间对锡石和硫化矿磨矿技术效率的影响

磨矿时间为 2, 4, 6, 8, 10 min，干矿质量分数为 65%，充填率为 32%，入磨粒度为 -1.7 mm 时，磨矿时间对锡石和硫化矿磨矿技术效率的影响如图 1 所示。可知，在锡石和硫化矿的磨矿时间为 8 min 时，磨矿技术效率最大。

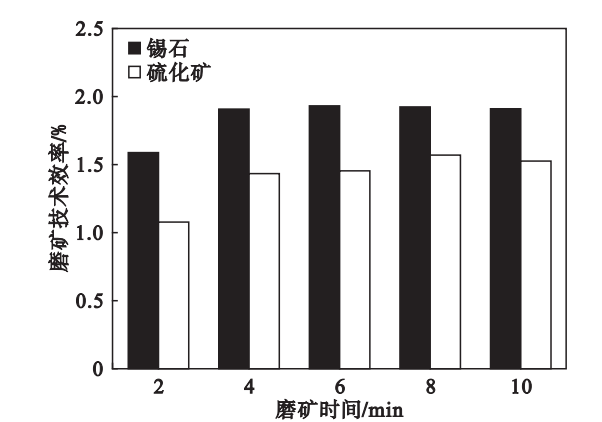


图 1 磨矿时间对锡石和硫化矿磨矿技术效率的影响
Fig. 1 Effect of grinding time on grinding technology efficiency of cassiterite and sulfide ore

1.3.2 干矿质量分数对锡石和硫化矿磨矿技术效率的影响

干矿质量分数为 35%，45%，55%，65%，75%，85%，磨矿时间为 8 min，充填率为 32%，入磨粒度为 -1.7 mm 时，干矿质量分数对锡石和硫化矿磨矿技术效率的影响如图 2 所示。可知，锡石和硫化矿在干矿质量分数为 65% 时，磨矿技术效

率最大。

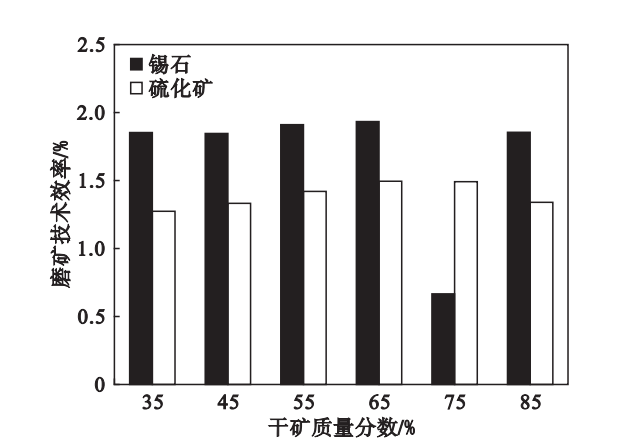


图 2 干矿质量分数对锡石和硫化矿磨矿技术效率的影响
Fig. 2 Effect of dry ore mass fraction on grinding technology efficiency of cassiterite and sulfide ore

1.3.3 充填率对锡石和硫化矿磨矿技术效率的影响

充填率为 22%，27%，32%，37%，42%，磨矿时间为 8 min，干矿质量分数为 65%，入磨粒度为 -1.7 mm 时，充填率对锡石和硫化矿磨矿技术效率影响如图 3 所示。可知，锡石和硫化矿在充填率为 42% 时，磨矿技术效率最大。

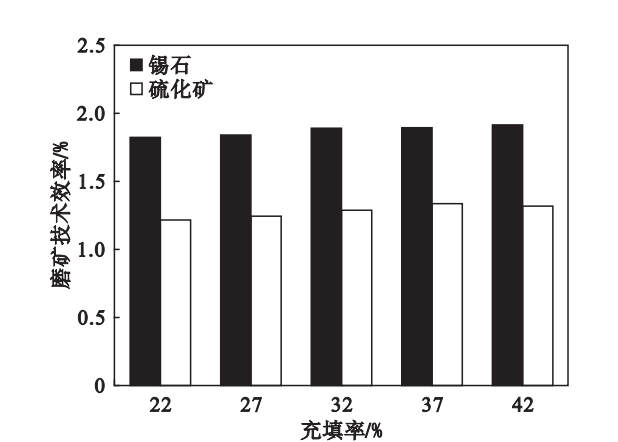


图 3 充填率对锡石和硫化矿磨矿技术效率影响
Fig. 3 Effect of filling rate on grinding technology efficiency of cassiterite and sulfide ore

试验结果表明，锡石和硫化矿二元结构所对应的磨矿技术效率最优参数分别为磨矿时间 8 min、干矿质量分数 65%，充填率 42%。虽然锡石和硫化矿各自磨矿技术效率不同，但其对应的最优参数一致，因此，分别研究锡石和硫化矿对应的磨矿技术效率预测模型也具有互相验证稳定性的作用。

2 粒子群算法优化 GRNN 回归模型

2.1 GRNN 回归模型

对于 x,y 两个随机变量,分别对应的观测值为 \mathbf{X} 和 Y ,假设 x 与 y 联合概率密度为 $f(x,y)$,若 $f(x,y)$ 服从正态分布,则数学期望表达式为

$$E(y|\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left[-\frac{(\mathbf{X}-\mathbf{X}_i)^T(\mathbf{X}-\mathbf{X}_i)}{2\sigma^2}\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(\mathbf{X}-\mathbf{X}_i)^T(\mathbf{X}-\mathbf{X}_i)}{2\sigma^2}\right]} \quad (2)$$

式中: n 为学习样本数目; σ 为光滑因子; \mathbf{X} 为网络输入变量; \mathbf{X}_i 为第 i 个神经元对应的学习样本.

2.2 粒子群算法

粒子群优化算法基本原理是基于自然界中鸟群通过信息交流和互相协作而实现集体性能最优化.把优化问题 P 看作 S 维空间中只有速度和位置的粒子,所以粒子在 S 维空间中都对应着受优化函数控制的适应值 F ,且所有粒子可以通过控制两个极值来控制 and 调节自身的位置(L_i)和速度(V_i),即个体极值(L_{pi})和集体极值(L_{gi}).通过个体极值和集体极值粒子群不断更新速度和位置,其更新公式分别为

$$V_{ij}^{k+1}=V_{ij}^k+c_1r_1(k)(L_{pij}^k-L_{ij}^k)+c_2r_2(k)(L_{gij}^k-L_{ij}^k) \quad (3)$$

$$L_{ij}^{k+1}=L_{ij}^k+V_{ij}^{k+1} \quad (4)$$

式中: i,j 分别为第 i 个粒子的第 j 纬度; k 表示迭代次数; c_1 和 c_2 为学习因子; $r_1(k),r_2(k)$ 为相互独立且是 $[0,1]$ 之间随机值.集体位置是集体最优位置时为最终解,迭代终止.本文借助粒子群法对 Matlab 中 GRNN 模型光滑因子 σ 进行优化,通过优化光滑因子使得 GRNN 实际值与输出值均方差最小.

3 基于 GRNN – 粒子群算法的磨矿技术效率模型预测与验证

3.1 基于 GRNN – 粒子群算法的预测模型学习样本

在球磨过程中,运动机制理论上可分为泻落式、抛落式和离心式三种运动形态,然而,实际磨矿过程却非常复杂,影响因素众多,主要包括磨机参数、矿石性质和操作因素等^[6-9].针对磨矿技术效率,本文选取磨矿时间、干矿质量分数和充填率作为研究主控因子,锡石和硫化矿预测模型学习样本如表 1 所示.

表 1 锡石和硫化矿预测模型学习样本
Table 1 Sample prediction models of cassiterite and sulfide ore

编号	磨矿时间/min	干矿质量分数/%	充填率/%	锡石磨矿技术效率/%	硫化矿磨矿技术效率/%
1	2	65	32	1.588 42	1.078 95
2	6	65	32	1.932 88	1.462 10
3	8	65	32	1.934 96	1.571 25
4	10	65	32	1.911 32	1.531 17
5	6	35	32	1.854 50	1.280 66
6	6	45	32	1.846 44	1.332 75
7	6	55	32	1.913 26	1.423 31
8	6	65	22	1.827 20	1.213 97
9	6	65	32	1.932 88	1.462 10
10	6	85	37	1.892 69	1.335 96

3.2 模型预测与验证试验

为验证粒子群优化 GRNN 模型的可靠性和适用性,基于上述磨矿优化试验,选取 2 组具有代表性试验进行锡石和硫化矿磨矿技术效率模型预测,如表 2 所示.不同粒子群参数对锡石和硫化矿

磨矿技术效率模型预测结果的影响如图 4 和图 5 所示.图中, k 表示迭代次数,分别取 $k_1=10,k_2=30,k_3=50,k_4=100$;学习因子 $c=1.0,1.5,2.0,2.5$.

表 2 验证数据
Table 2 Validation data

组别	磨矿时间 min	干矿质量分数 %	充填率 %	锡石磨矿技术 效率试验值/%	硫化矿磨矿技术 效率试验值/%
第一组	4	65	32	1.909 60	1.433 15
第二组	6	85	32	1.858 40	1.341 21

由图 4 和图 5 可知,在不同学习因子和迭代次数下,锡石和硫化矿磨矿技术效率模型预测值与试验值差保持在 ± 0.01 范围内,预测值与试验值表现出较高的一致性,说明参数调节对预测结果影响较小,人为干扰因素影响极小,模型准确性

与稳定性较高. 这表明,在磨矿实践过程中,可通过粒子群优化 GRNN 建立预测模型,有效调节适宜磨矿粒度. 本研究为磨矿技术效率高效智能预测提供了一种新的方法.

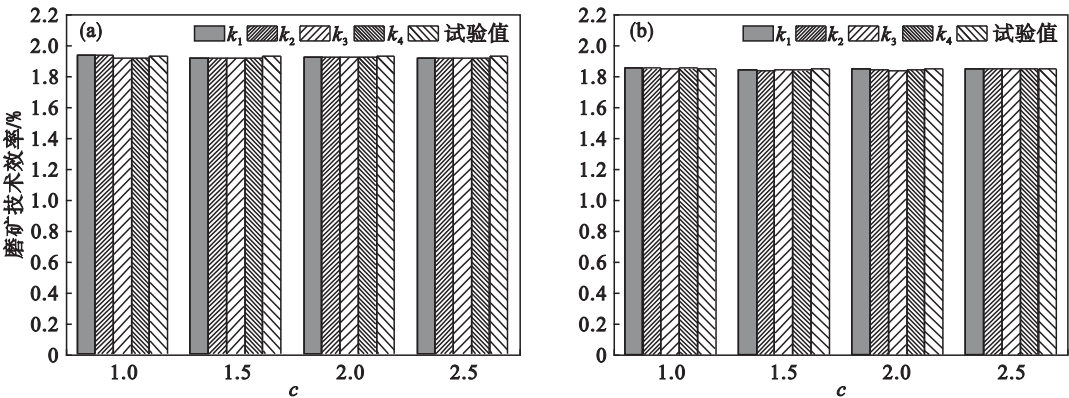


图 4 锡石预测模型第一组和第二组验证数据结果
Fig. 4 Validation results of the first and second set data about cassiterite prediction model
(a)—第一组; (b)—第二组.

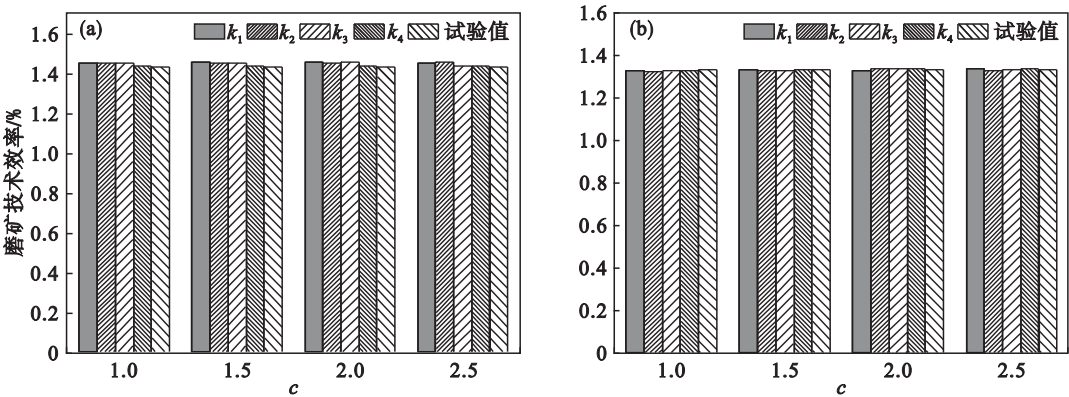


图 5 硫化矿预测模型第一组和第二组验证数据结果
Fig. 5 Validation results of the first and second set data about sulfide ore prediction model
(a)—第一组; (b)—第二组.

4 结 论

- 1) 为高效评价和优化锡石多金属硫化矿磨矿实践中锡石过磨和硫化矿欠磨过程,提出了一种基于 Matlab 和粒子群算法的磨矿技术效率预测模型及其优化方法.
- 2) 锡石和硫化矿二元结构所对应的磨矿技术效率最优参数皆为磨矿时间 8 min、干矿质量分

- 数 65%、充填率 42%,虽然锡石和硫化矿各自磨矿技术效率不同,但其对应的最优参数一致.
- 3) 在不同学习因子和迭代次数的条件下,磨矿技术效率模型预测均值与试验值差在 $\pm 0.01\%$ 范围内,预测结果与试验值表现出较高的一致性,说明参数调节对预测结果影响较小,人为干扰因素影响极小,模型准确性与稳定性较高.