

doi: 10.3969/j.issn.2095-1744.2021.10.014

基于矿石基因的铜选矿回收率预测方法探讨

方明山, 肖仪武, 李 磊

(矿冶科技集团有限公司 矿物加工科学与技术国家重点实验室, 北京 102628)

摘 要: 矿石基因特性是选矿工艺的决定性因素, 通过矿石基因研究可以预测有价元素的理论选矿指标。为实现铜硫矿中铜选矿回收率的合理准确预测, 从矿石基因的角度, 以原矿石工艺矿物学研究结果为基础, 建立了一种铜硫矿中铜的选矿回收率预测新方法, 且不需要进行选矿试验或测试不同细度磨矿产品中目的矿物单体解离度。研究表明预测结果与实际生产结果相符, 可为现场生产提供很好的指导作用。

关键词: 矿石基因; 选矿回收率; 预测; 工艺矿物学

中图分类号: TD923; TD952 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-1744(2021)10-0100-08

Discussion on Prediction Method of Copper Recovery Based on Ore Gene

FANG Mingshan, XIAO Yiwu, LI Lei

(State Key Laboratory of Science and Technology of Mineral Processing, BGRIMM Technology Group, Beijing 102628, China)

Abstract: The genetic characteristics of ore is the decisive factor of mineral processing technology, and the theoretical mineral processing indexes of valuable elements can be predicted through the study of ore gene. In order to realize the reasonable and accurate prediction of copper recovery in copper sulfur ore, a new prediction method of copper recovery in copper sulfur ore is established from the perspective of ore gene and based on the research results of original ore process mineralogy, and it does not need to carry out mineral processing or test the liberation degree of target mineral in different fineness grinding products. The research shows that the predicted results are consistent with the actual production results, which can provide a good guidance for the field production.

Key words: ore gene; recovery; prediction; process mineralogy

为了充分利用矿石的基因特性, 有效克服矿物加工技术研发过程中的弊端, 孙传尧院士于 2015 年率先提出了“基因矿物加工工程”研究方向。基因矿物加工工程, 简称 GMPE (Genetic Mineral Processing Engineering), 是以矿床成因、矿石性质、矿物特性等矿物加工的“基因”特性研究与测试为基础, 建立和应用数据库, 并将现代信息技术与矿物加工技术深度融合, 通过智能决策系统, 录入必要的矿床、矿石、矿物基因(简称“三矿基因”)参数, 快捷、高

效、精准地选择选矿技术并给出一个或多个备选工艺流程, 经有限的选矿验证试验和模拟仿真验证, 为新建选矿厂的设计和老选矿厂的改造升级提供技术支撑^[1-2]。

矿床成因、矿石性质、矿物特性等与可选性密切相关, 是选矿工艺的决定性因素, 通过矿石的基因研究可以获得矿石中矿物组分分离及回收的可行性信息。矿石的工艺矿物学特性本质是基因特性, 也是选矿工艺流程、装备和选矿药剂选择的重要依据。

收稿日期: 2021-06-01

作者简介: 方明山(1982-)男, 正高级工程师, 硕士, 主要从事工艺矿物学研究。

引用格式: 方明山, 肖仪武, 李 磊. 基于矿石基因的铜选矿回收率预测方法探讨[J]. 有色金属工程, 2021, 11(10): 100-107.

FANG Mingshan, XIAO Yiwu, LI Lei. Discussion on Prediction Method of Copper Recovery Based on Ore Gene[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2021, 11(10): 100-107.

因此,可以通过工艺矿物学研究来开展矿石的基因研究,进而推断和预测原则选矿工艺流程和理论选矿指标。

工艺矿物学是在矿物学和矿物加工学之间发展起来的学科,是研究矿石原料和矿石加工工艺过程产品的化学组成、矿物组成和矿物性状及变化的一门应用学科,在确定合理的选矿工艺、优化选矿流程结构、提高矿山企业生产指标等方面发挥着重要的作用。矿石的矿物组成、粒度特性、结构构造、有益有害成分的分布规律及选冶工艺流程中元素走向和富集分散规律是工艺矿物学研究的主要内容,是选择适应矿石性质的技术上可行、经济上合理的工艺方案及评价工艺流程合理性的重要依据,是确保取得最佳经济效益的基础性工作,对提高资源利用率具有重要意义^[3-4]。

针对不同矿石而言,其中有价元素的理论回收率是由矿石自身性质决定的,是指矿石在最合理的工艺技术条件下所取得的最佳的回收率,可以作为有价元素回收率的最大值,指导选矿工艺流程优化;也可以用来评价矿石可选性的难易程度。目前,针对选矿回收率预测方法的研究主要有两个方向。一个是通过浮选过程中的数理分析、浮选泡沫图像分析以及神经网络分析等方法从图像处理或浮选动力学的角度进行理论回收率的预测,这些预测方法均是基于已有的工艺流程结果进行的预测,需要现场实际生产数据的支撑^[5-14],同时预测的结果受模型的影响较大,采用的模型不同,其预测结果也会随之变化。另外一种方法是通过元素的赋存状态研究以及目的矿物单体解离度测试分析建立预测模型来进行理论回收率的预测^[15-16],此方法需要对原矿石进行磨矿,并测试出不同细度磨矿产品中目的矿物的

解离度数据。

本文从矿石基因的角度,以原矿石工艺矿物学研究结果为基础,建立了一种铜硫矿中铜的选矿回收率预测新方法,无需进行选矿试验或测试不同细度磨矿产品中目的矿物单体解离度。

1 影响铜选矿回收率的关键基因种类及其量化提取

不同矿床的规模、矿体的产出部位、矿体的产状、矿石的结构构造、矿石的矿物组成及相对含量、矿物的标型特征、矿物微量元素特征、矿物缺陷多少及类型、矿物的结晶习性、矿物的结晶粒度大小、矿物结晶成矿的先后顺序、矿物间的嵌布关系等都不完全相同,进而会对矿石的可选性产生影响,导致矿石分选方法和工艺的差异。矿床成因对这些特征的形成具有决定性的作用,因此,矿床成因即是矿床的基因。矿石的基因则包括矿石的结构构造、矿石的矿物组成及相对含量、矿物的粒度等。而矿物本身所具有的物理、化学性质以及其它特性则可归结为矿物基因,主要包括晶体化学特征、电性、磁性、密度、表面性质等。不同矿物间这些基因性质的差异正是实现矿物分离的基础^[1]。

就铜硫矿石而言,矿石结构、矿石中铜矿物的种类及相对含量、铜的赋存状态、铜矿物的嵌布粒度等基因特性是影响其选矿回收率的关键基因种类。

1.1 矿石结构

矿石的结构和构造决定了矿物的结晶程度、粒度大小、嵌布关系,影响矿石中矿物矿物的可解离性和分选性^[4,17]。矿石结构更是直接决定着矿石碎磨过程中有用矿物单体解离的难易程度以及连生体的特性(表 1)。

表 1 矿石主要结构类型与可选性的关系

Table 1 The relationship between main texture types of ores and their beneficiability

Mineralization	Ore texture	The characteristics of textures and their effects on selectivity
Crystallization	Euhedral granular texture	The target minerals with anhedral granular texture in the ore are generally not easy to be dissociated during grinding, which will increase the difficulty of enrichment of the target minerals. At the same time, more impurity minerals will be brought into the ore process affecting the quality of the concentrate. The target minerals with aphanitic texture are easy to be lost in tailings because of their very fine particle size, which is difficult to be dissociated. Apart from the two above-mentioned textures, the target minerals with other texture formed by crystallization are generally easy to be dissociated, which is beneficial to the separation of the target minerals.
	Subhedral granular texture	
	Anhedral granular texture	
	Porphyritic texture	
	Poikilitic texture	
	Sideronitic texture	
	Co-edge texture	
	Aphanitic texture	

Continued table

Metasomatism	Resorption texture	The degree of dissociation of the target mineral in the ore formed by metasomatism depends on the degree of the metasomatism. The target mineral in such ore is generally difficult to be dissociated, and it needs multi-stage grinding to achieve the fine grinding, otherwise the separation index will be affected.
	Relic texture	
	Staggered texture	
	Corona texture	
	Reaction rim texture	
	Reticulate texture	
	Imaginary texture	
Solid-solution separation	Skeleton texture	In general, it is difficult to disintegrate the monomer of the target mineral in the ore with such textures by mechanical grinding, and the recovery rate of the target element is easily lost.
	Emulsion texture	
	Grating texture	
	Nodular texture	
	Graphic texture	
Recrystallization	Blade-like texture	The ore with such textures is characterized by mineral recrystallization, most of single minerals occur in granular shapes, and the contact relationship is relatively simple. The target mineral is easy to achieve dissociation and separation.
	Crystalloblastic texture	

矿石结构在以往的工艺矿物学研究过程中多以文字定性描述为主。为实现矿石结构特征对矿石可选性影响的量化表征,对不同矿石结构在碎磨过程中影响有用矿物单体解离的难易程度进行研究,并根据分析结果赋予一个影响因子值;再通过对矿物的嵌布特征进行分析,从中凝练出矿石的结构特征以及不同结构在矿石中所占的权重比例,从而实现矿石结构这一关键矿石基因的量化提取表征(表2)。

表2 矿石结构量化表征表

Table 2 The quantitative characterization table of ore texture

The name of the ore texture	Impact factor	Relative proportion/%
Euhedral granular texture	1	
Subhedral granular texture	0.98	
Anhedral granular texture	0.96	
Poikilitic texture	0.90	
Cataclastic texture	1	
Crystalloblastic texture	0.98	
Relic texture	0.90	
Corona texture	0.80	
Skeleton texture	0.85	
Vein texture	0.90	
Veinlet texture	0.88	
Solid-soluble separation texture	0.20	

1.2 铜矿物种类及含量

矿石中铜矿物的种类及含量,比如铜矿物主要是黄铜矿还是斑铜矿、不同种类铜矿物的含量是高还是低,都会对选矿流程工艺的确定及最终指标造成影响。

利用光学显微镜、X-射线衍射仪、扫描电子显微镜以及电子探针等分析手段确定矿石中组成矿物的种类,并结合化学分析、化学物相分析及图像分析等方法确定矿石各种矿物的含量(表3)。

表3 矿物组成及相对含量表

Table 3 Mineral composition and content of the sample

Minerals	Content /%
Copper	
Chalcopyrite	
Bornite	
Covellite	
Chalcocite	
Digenite	
Cubanite	
Tetrahedrite	
Tennantite	
Enargite	
Malachite	
Azurite	
Chrysocolla	
Libethenite	
Zigueline	
Tenorite	
Chalcanthite	
Atacamite	
Vallerite	
Pyrite	
Pyrrhotite	
...	

根据不同种类铜矿物在浮选过程中的浮游性能不同赋予一个可选性系数,以表示不同铜矿物之间的差异(表4)。

表 4 铜矿物的可选性系数

Table 4 The coefficient of the beneficiability of copper minerals

Number	Minerals	Beneficiability coefficient
1	Chalcopyrite	1.0
2	Bornite	1.0
3	Covellite	1.0
4	Chalcocite	1.0
5	Digenite	1.0
6	Cubanite	1.0
7	Tetrahedrite	1.0
8	Tennantite	1.0
9	Enargite	1.0
10	Copper	1.0
11	Vallerite	0.5
12	Malachite	0.9
13	Azurite	0.9
14	Chrysocolla	0.6
15	Libethenite	0.6
16	Zigueline	0.4

1.3 铜的赋存状态

矿石中铜元素的存在形式及其在各种组成矿物中的分配比例,从基因上直接决定了有价元素铜的最终选矿指标。所以为预测铜的最终选矿回收率,必须掌握矿石中铜元素的赋存状态。这一重要的基因数据可通过计算不同铜矿物中铜的金属量占有率来获得(表 5),将每一种铜矿物在矿石中的矿物量乘以该铜矿物中铜含量即可。

1.4 铜矿物的粒度

铜矿物的嵌布粒度是决定其单体解离度的重要因素,也是选择破碎、磨矿作业工艺参数的主要依据之一,其粒度大小的分布特征及均匀程度直接影响

表 5 铜在各矿物中的平衡计算表

Table 5 Element balance of copper in minerals /%

Number	Minerals	Content	Cu concentration in minerals	Cu proportion
1	Chalcopyrite			
2	Bornite			
3	Covellite			
4	Chalcocite			
5	Digenite			
6	Cubanite			
7	Tetrahedrite			
8	Tennantite			
9	Enargite			
10	Copper			
11	Vallerite			
12	Malachite			
13	Azurite			
14	Chrysocolla			
15	Libethenite			
16	Zigueline			
17	Tenorite			
18	Atacamite			
19	Limonite			
20	Chlorite			
...				
Total				

磨矿制度的确定。铜矿物嵌布粒度这个关键基因数据可以通过工艺矿物学研究获得(表 6)。在目前的技术条件下,通过浮选回收矿石中的铜矿物,当铜矿物的嵌布粒度在 0.010 mm 以下时,大部分都会损失在尾矿中,难以回收,所以可认为这部分铜矿物都不会进入到精矿中。

表 6 铜矿物粒度统计表

Table 6 The grain size of the copper mineral

Grain size /mm	Copper mineral	
	Content /%	Accumulation /%
+2		
-2+1.651		
-1.651+1.168		
-1.168+0.833		
-0.833+0.589		
-0.589+0.417		
-0.417+0.295		
-0.295+0.208		
-0.208+0.147		
-0.147+0.104		
-0.104+0.074		
-0.074+0.043		
-0.043+0.020		
-0.020+0.015		
-0.015+0.010		
-0.010		

2 铜的选矿回收率预测方法

在完成铜硫矿中关键矿石基因数据量化提取表征的基础上,可对铜的选矿回收率进行预测计算。首先设定矿石中铜的基准回收率为100%,然后按铜元素赋存状态、矿石结构、铜矿物粒度等影响因素分别设定相应的系数,加权计算出最终预测的铜回收率。

表7 不同种类铜矿物的可选性影响系数

Table 7 The influence coefficient of the beneficiability of different types of copper minerals

Types(<i>i</i>)	Copper metal occupancy(a_i)/%	Beneficiability coefficient(k_i)	Influence coefficient(A_i)
Copper mineral(1)	a_1	k_1	$a_1 k_1$
Copper mineral(2)	a_2	k_2	$a_2 k_2$
...
Copper mineral(<i>i</i>)	a_i	k_i	$a_i k_i$

矿石结构的差异性会导致磨矿时铜矿物单体解离难度不同,使用矿石结构影响系数 B 来表征该种矿石结构对最终铜浮选回收率的影响程度。不同矿石结构中铜单体解离的难易程度用影响因子 m 来表示,取值范围为(0,1]。每种矿石结构的影响因子 m 与其在所有矿石结构中的相对比例 b 的乘积即为

矿石中不同种类的铜矿物在浮选过程中使用可选性系数 k 来表示矿物浮游难度的大小,取值范围为(0,1];再通过矿石不同种铜矿物的矿物量与其中铜含量得出每一种铜矿物中的铜金属量占有率 a ;最后由铜金属量占有率与可选性系数的乘积可计算出每一种铜矿物对最终铜回收率的影响系数 A (表7)。即每一种铜矿物对铜选矿回收率的影响系数 $A_i = a_i k_i$ 。

矿石结构影响系数 B (表8),即 $B_j = m_j b_j$ 。

C 为矿石中铜矿物的粒度对铜最终回收率的影响系数,该影响系数为铜矿物粒度在+0.010 mm 以上的累计分布率,可由100%减去粒度统计表中铜矿物在-0.010 mm 粒度中的占有率 P (表9),即 $C_i = 100\% - P_i$ 。

表8 不同矿石结构的影响系数

Table 8 The influence coefficient of different ore texture

Mineralization	The name of the ore texture(<i>j</i>)	Impact factor(m_j)	Relative proportion(b_j)/%
Crystallization	Euhedral granular texture(1)	1	
	Subhedral granular texture(2)	0.98	
	Anhedral granular texture(3)	0.96	
	Poikilitic texture(4)	0.90	
Dynamic action	Cataclastic texture(5)	1	
Recrystallization	Radiated crystalloblastic texture(6)	0.98	
	Relic texture(7)	0.90	
Metasomatism	Corona texture(8)	0.80	
	Skeleton texture(9)	0.85	
	Vein texture(10)	0.90	
	Veinlet texture(11)	0.88	
Solid-solution separation	Solid-soluble separation texture(12)	0.20	

表9 铜矿物粒度统计表

Table 9 The grain size of the copper mineral

Grain size/mm	(1)		(2)		...		(i)	
	Content	Accumulation	Content	Accumulation	Content	Accumulation	Content	Accumulation
+0.010								
-0.010		P_1		P_2		...		P_i

由此可得预测铜硫矿中铜的回收率 $\epsilon_{\text{预}}$ 的计算公式如下:

$$\epsilon_{\text{预}} = 100\% \times \sum_{i=1}^n A_i \times B_i \times C_i$$

$$A_i = a_i \times k_i$$

$$B_j = \sum_{j=1}^n m_j \times b_j$$

$$C_i = 100\% - P_i$$

式中: A_i 是矿石中第*i*种铜矿物的可选性影响系数; a_i 是矿石中第*i*种铜矿物中铜金属的占有率;

k_i 是矿石中第 i 种铜矿物的可选性系数; B_i 是矿石中第 i 种铜矿物的矿石结构影响系数; m_j 是矿石中第 i 种铜矿物的矿石结构类型 j 的影响因子; b_j 是矿石中第 i 种铜矿物的矿石结构类型 j 的相对比例; C_i 是矿石中第 i 种铜矿物的粒度影响系数; P_i 是矿石中第 i 种铜矿物粒度在 0.010 mm 以下的分布率。

3 应用案例

以国内某铜硫矿为例,该矿石中铜的品位为 0.46%,选矿厂铜的实际回收率为 88.19%。矿石中的铜矿物主要为黄铜矿,其次为斑铜矿;铁矿物主要为磁铁矿,另有少量的赤铁矿以及微量的褐铁矿等;其它金属硫化物矿物主要为黄铁矿,偶见磁黄铁矿等。矿石中的脉石矿物主要为石英,其次为钠长石、奥长石、绢云母、伊利石、绿泥石、正长石及歪长石,另有少量的角闪石、硬石膏、黑云母、透辉石及铁白云石等碳酸盐矿物。采用以上方法对该矿石中铜的选矿回收率进行了预测计算。预测过程如下:

1) 可选性影响系数计算

该矿石中两种铜矿物黄铜矿和斑铜矿中的铜金属量占有率及可选性系数见表 10。

$$\text{则: } A_1 = 70.66 \times 1 = 70.66;$$

$$A_2 = 29.34 \times 1 = 29.34$$

2) 矿石结构影响系数计算

矿石中黄铜矿和斑铜矿的不同类型矿石结构相对比例及影响系数见表 11。

$$\text{则: } B_1 = 85 \times 0.96 + 5 \times 0.90 + 10 \times 0.90 = 95.1; B_2 = 90 \times 0.96 + 5 \times 0.90 + 5 \times 0.80 = 94.9$$

3) 粒度影响系数计算

矿石中黄铜矿和斑铜矿的粒度分布见表 12。

$$\text{则: } C_1 = 100\% - 3.76\% = 96.24\%;$$

$$C_2 = 100\% - 3.54\% = 96.46\%$$

$$\text{进而得到: } \epsilon_{\text{预}} = (A_1 \times B_1 \times C_1 + A_2 \times B_2 \times C_2) \times 100\% = (64.67\% + 26.86\%) \times 100\% = 91.53\%$$

通过计算可知,该矿床基于矿石基因特性的理论回收率为 91.53%,比现场的实际回收率 88.19% 高 3.34%,二者结果接近,同时也说明现场若通过工艺流程改进还有 3%左右的优化空间。

表 10 不同种类铜矿物中铜金属量占有率及影响系数表

Table 10 Table of copper metal content share and influence coefficient of the same kind of copper minerals

Serial number	Minerals	Copper metal occupancy(a) / %	Beneficiability coefficient(k)
1	Chalcopyrite	70.66	1.0
2	Bornite	29.34	1.0

表 11 黄铜矿、斑铜矿不同类型矿石结构的相对比例及影响因素

Table 11 Relative proportion and influencing factors of different ore structures of chalcopyrite and bornite /%

The name of the ore texture(j)	Impact factor(m)	Relative proportion(b)	
		Chalcopyrite	Bornite
Euhedral granular texture(1)	1		
Subhedral granular texture(2)	0.98		
Anhedral granular texture(3)	0.96	85	90
Poikilitic texture(4)	0.90	5	5
Cataclastic texture(5)	1		
Radiated crystalloblastic texture(6)	0.98		
Relic texture(7)	0.90		
Corona texture(8)	0.80		5
Skeleton texture(9)	0.85		
Vein texture(10)	0.90	10	
Veinlet texture(11)	0.88		
Solid-soluble separation texture(12)	0.20		
...	...		

表12 黄铜矿、斑铜矿的粒度分布表

Table 12 The grain size of the chalcopyrite and bornite

/%

Grain size /mm	Chalcopyrite		Bornite	
	Content	Negative accumulation	Content	Negative accumulation
+2				
-2+1.651				
-1.651+1.168	3.22	100.00		
-1.168+0.833	5.72	96.78		
-0.833+0.589	8.12	91.06	2.13	100.00
-0.589+0.417	8.05	82.94	2.45	97.87
-0.417+0.295	4.88	74.89	5.84	95.42
-0.295+0.208	8.64	70.01	7.30	89.58
-0.208+0.147	6.71	61.37	10.86	82.28
-0.147+0.104	10.37	54.66	15.54	71.42
-0.104+0.074	9.15	44.29	14.32	55.88
-0.074+0.043	14.63	35.14	16.54	41.56
-0.043+0.020	10.90	20.51	13.52	25.02
-0.020+0.015	2.92	9.61	4.15	11.5
-0.015+0.010	2.93	6.69	3.81	7.35
-0.010	3.76	3.76	3.54	3.54

4 结论

1) 基于矿石基因的铜选矿回收率的预测方法充分利用矿石的基因特性对铜选矿指标的影响,紧密结合工艺矿物学研究数据结果,计算方法相对简单易行,无需进行选矿试验或目的矿物的解离度测试,且预测结果符合实际,对现场生产有很好的指导作用。

2) 此预测方法适用于铜矿,对其他金属矿种,尤其是多金属矿,预测有价元素的回收率则需要考虑更多的基因特性才能很好地符合实际。但可以此预测方法为基础,针对不同矿种开展进一步的研究,以得到不同类型矿石的有价元素的回收率预测方法。

3) 此计算方法在目前的经济技术条件下建立的预测模型,随着科学技术的进步,如选矿设备、药剂的发展与突破,预测方法也应该随之不断的优化。

参考文献:

- [1] 孙传尧,周俊武,贾木欣,等. 基因矿物加工工程研究[J]. 有色金属(选矿部分),2018(1):1-7.
SUN Chuanyao, ZHOU Junwu, JIA Muxin, et al. Research on genetic mineral processing engineering[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2018(1):1-7.
- [2] 孙永升,曹越,韩跃新,等. 基于原料矿物学基因特性的超级铁精矿制备评价体系[J]. 金属矿山,2018(2):76-79.

SUN Yongsheng, CAO Yue, HAN Yuexin, et al. Evaluation system of producing high purified iron concentrate based on mineralogical genetic characteristics of raw material [J]. Metal Mine, 2018(2):76-79.

- [3] 肖仪武. 选矿工艺矿物学[M]. 北京:科学出版社,2020.
XIAO Yiwu. Processing mineralogy [M]. Beijing: Science Press,2020.
- [4] 肖仪武,方明山,付强,等. 工艺矿物学研究的新技术与新理念[J]. 矿产保护与利用,2018,38(3):145-150.
XIAO Yiwu, FANG Mingshan, FU Qiang, et al. New techniques and concepts in process mineralogy [J]. Conservation and Utilization of Mineral Resources, 2018,38(3):145-150.
- [5] 周开军,阳春华,牟学民,等. 一种基于图像特征提取的浮选回收率预测算法[J]. 高技术通讯,2009,19(9):957-963.
ZHOU Kaijun, YANG Chunhua, MOU Xuemin, et al. A flotation recovery prediction algorithm base on image feature extraction [J]. Chinese High Technology Letters,2009,19(9):957-963.
- [6] 廖一鹏,王卫星. 基于机器视觉及IHS-LSSVM的浮选回收率预测[J]. 有色金属(选矿部分),2016(5):79-84.
LIAO Yipeng, WANG Weixing. Flotation recovery prediction based on machine vision and IHS-LSSVM[J]. Nonferrous Metals(Mineral Processing Section),2016(5):79-84.
- [7] 刘利敏,杨文旺,刘之能,等. 基于BP神经网络的浮选回

- 收率预测模型[J]. 有色金属(选矿部分),2013(增刊1):206-208.
- LIU Limin, YANG Wenwang, LIU Zhineng, et al. Prediction model of flotation recovery based on BP neural network [J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section),2013(S1):206-208.
- [8] CHELGANI S C, SHAHBAZI B, REZAI B. Estimation of froth flotation recovery and collision probability based on operational parameters using an artificial neural network[J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials,2010,17(5):526-534.
- [9] NAKHAEI F, MOSAVI M R, SAM A, et al. Recovery and grade accurate prediction of pilot plant flotation column concentrate: Neural network and statistical techniques [J]. International Journal of Mineral Processing,2012,110-111:140-154.
- [10] HOSEINIAN F S, ABDOLLAHZADE A, MOHAMADI S S, et al. Recovery prediction of copper oxide ore column leaching by hybrid neural genetic algorithm [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China,2017,27(3):686-693.
- [11] PU Y Y, SZMIGIEL A, CHEN J, et al. Flotation net: A hierarchical deep learning network for froth flotation recovery prediction[J]. Powder Technology, 2020(375):317-326.
- [12] 侯凯,童雄,谢贤,等. 预测技术在矿物加工中的研究进展[J]. 矿产综合利用,2015(1):7-13.
- HOU Kai, TONG Xiong, XIE Xian, et al. Research and application progress of predictive technique in leaching operation [J]. Multipurpose Utilization of Mineral Resources,2015(1):7-13.
- [13] 王欢,徐鑫,鲁鹏云,等. 核极限学习机在浮选回收率中的研究与应用[J]. 中国矿业,2016,25(7):118-124.
- WANG Huan, XU Xin, LU Pengyun, et al. Research and application of kernel extreme learning machine in flotation recovery rate [J]. China Mining Magazine, 2016,25(7):118-124.
- [14] 刘青,王彬,袁玮,等. 金矿浮选回收率预测模型[J]. 北京科技大学学报,2016,36(11):1456-1461.
- LIU Qing, WANG Bin, YUAN Wei, et al. Prediction model of floatation recovery ratio for a gold mine[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing,2016,36(11):1456-1461.
- [15] 黄橙,朱江. 原矿铜、硫品位与金、铜回收率预测模型的建立与应用[J]. 现代矿业,2018,34(3):168-171.
- HUANG Cheng, ZHU Jiang. Establishment and application of prediction model for grade of copper and sulfur and recovery of gold and copper in raw ore[J]. Modern Mining,2018,34(3):168-171.
- [16] 杨稳权,方世祥,庞建涛,等. 胶磷矿不同磨矿细度单体解离度测定及其浮选应用[J]. 武汉工程大学学报,2014,36(4):31-34.
- YANG Wenquan, FANG Shixiang, PANG Jiantao, et al. Determination of cellophane monomer dissociation degree under different grinding fineness and its use in flotation [J]. Journal of Wuhan Institute of Technology,2014,36(4):31-34.
- [17] 尚浚,卢静文. 矿相学[M]. 北京:地质出版社,2007.
- SHANG Jun, LU Jingwen. Mineragraphy[M]. Beijing: Geological Publishing House,2007.