第 29 卷第 6 期 中国有色金属学报 2019 年 6 月
Volume 29 Number 6 The Chinese Journal of Nonferrous Metals June 2019
DOI：10.19476/j.ysxb.1004.0609.2019.06.21

冲击破碎粒度分布模型建立与预测

周文涛[1]，韩跃新[1]，李艳军[1]，孙永升[1]，杨金林[2]，马少健[2]

(1. 东北大学 资源与土木工程学院，沈阳 110819；
2. 广西大学 资源环境与材料学院，南宁 530004)

摘 要：破碎产物粒度精准预测是实现选厂破碎粒度分布调节和控制的关键。基于落重试验和理论分析，对不同矿物破碎特性及其粒度分布预测模型展开研究。结果表明：矿物破碎产物粒度分布与矿物给料粒度、冲击破碎比能耗、破碎参数有关，Boltzmann-Growth 方程能够较好地拟合出破碎产物粒度分布与冲击破碎比能耗、t_{10} 的回归关系，且在同样破碎比能耗下，破碎产物粒度越小，其累积效应越弱；不同矿物和不同粒度之间矿物破碎特性存在较大差异；在此基础上提出一种综合广义回归模型与粒子群算法的破碎粒度预测与优化模型，并通过试验验证模型的适用性和可靠性，可为矿物破碎粒度智能调控和优化提供理论基础。

关键词：破碎产物；粒度分布；破碎参数；粒子群算法；预测模型
文章编号：1004-0609(2019)-06-1316-08 **中图分类号**：TD921 **文献标志码**：A

碎磨作业是矿石粒度减小及为后续选别作业提供合格入选物料的过程。矿石碎磨作业在冶金、水泥、化工、陶瓷、电力、医药以及国防工业中占有重要地位，尤其是在冶金工业中作用更加显著[1]。在选矿厂中破碎磨矿设备投资占其总投资 60%以上，碎磨产物粒度分布显著影响后续选别作业的技术指标和经济指标，因此，调节和控制产物粒度组成一直是选矿工作者关注的重点和研究的难点[2−3]。落重和双摆试验被广泛应用于单粒级冲击破碎能量与粒度分布的研究中[4−5]，前人研究多偏重于破碎粒度分布模型，如 Gandln-Schuhmann 函数、Rosin-Rammler 函数、Weihull 分布等[6−10]，且多集中爆破破碎粒度分布和煤矸石冲击破碎粒度分布，而针对金属矿冲击破碎产物粒度分布预测则多涉及智能预测模型方面。通过建立冲击破碎过程智能预测模型，模拟冲击破碎过程和预测破碎产物粒度分布组成，已经成为碎磨作业调节和优化的重要途径[11−15]，如 BP 神经网络预测[16]、模糊数学预测[17]、灰色理论预测[18]等理论被广泛应用于预测试验中，然而，由于这些预测方法存在人为因素影响大、设计参数不确定性等缺点，并不能满足工程实践需要，本文引入粒子群算法和 MATLAB 中 GRNN 回归模型用于金属矿冲击破碎产物粒度分布预测模型优化研究。以对破碎产物粒度分布影响较大的影响因素为主控因子，结合粒子群算法和 GRNN 回归模型，建立了金属矿冲击破碎产物粒度分布预测模型，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[19]。本文采用多种金属矿样落重分析数据为学习样本，建立了矿物破碎性质与矿物给料粒度、冲击破碎比能耗、破碎参数等主控因子之间的非线性映射关系模型，并通过试验验证了模型的适用性和可靠性。

1 实验

试验原料来自广西多个选矿厂，分别为锡石多金属硫化矿(矿样 1、矿样 2、矿样 3)，铅锌矿(矿样 4)和锰矿(矿样 5)。所取原料粒度范围为 20~140 mm，经人工表面清洗后自然风干。试验设备为澳大利亚昆士兰大学 JK 矿物研究中心(JKMRC)研发的落重试验机，落重机机身图、操作设置图、平面图如图 1(a)，(b)，(c)所示。分别将矿样破碎为不同的 5 个粒级：30 颗粒径为 53~63 mm、45 颗粒径为 37.5~45 mm、90 颗粒径为 26.5~31.5 mm、90 颗粒径为 19~22.4 mm、90 颗粒径为 13.2~16 mm。将各个粒级置于落重试验机上进行

基金项目：国家自然科学基金资助项目(51741401，51264001)；国家重点基础研究发展计划项目(2014CB460606)
收稿日期：2018-05-08；**修订日期**：2018-08-29
通信作者：李艳军，教授，博士；电话：13840200237；E-mail：liyanjun@mail.neu.edu.cn

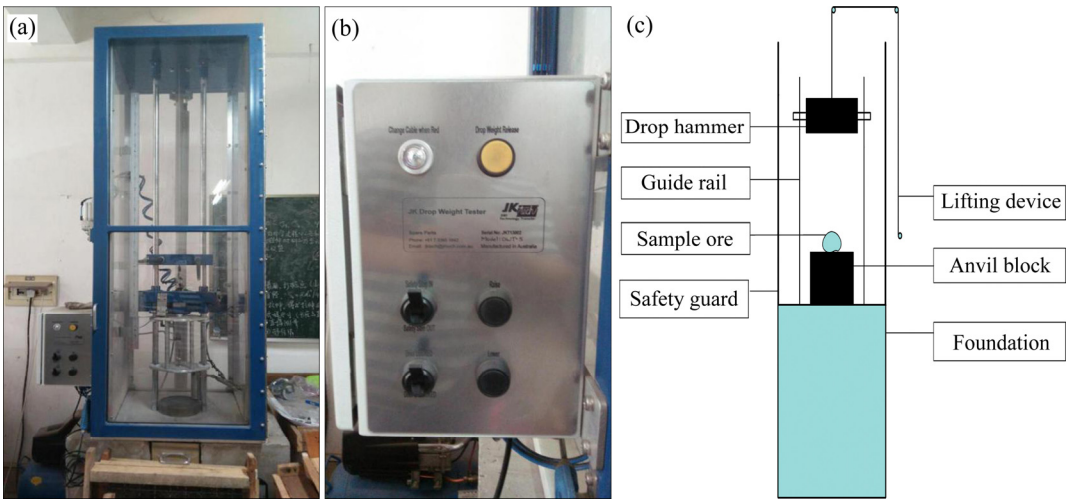


图 1　落重设备

Fig. 1　Drop weight machine equipment: (a) Drop weight machine body diagram; (b) Drop weight machine operation settings, (c) Drop weight machine plan

单颗粒冲击试验，分别以若干个能量水平冲击破碎，产生多组粒度/能量组合，能量由落重物及其高度决定，试验完成后测定其粒度分布。运用 Boltzmann-Growth 函数(如式(1)所示)对五类矿样的粒度分布进行回归分析；根据式(2)可回归出不同矿样和粒级下的冲击破碎 b 比能耗和破碎产物粒度分布关系，可分别得出破碎参数 A、b。

$$y=\frac{A_1-A_2}{1+\exp[(x-x_0)/\mathrm{d}x]}+A_2 \tag{1}$$

式中：y 表示小于 x 粒级的筛下累积产率，%；x 为矿石给料粒度，μm；A_1、A_2、dx、x_0 为与物料性质及设备性能有关的参数。

$$t_{10}=A[1-\mathrm{e}^{-bE_0}] \tag{2}$$

式中：t_{10} 即破碎产物中粒度小于给料粒度十分之一的颗粒粒级产率，%；计算 t_{10} 时粒级采用几何平均数；冲击破碎比能耗 E_0 即单位质量物料所受到的冲击动能。该关系式确定了矿石破碎后的粒度分布与破碎能之间的数学关系。并由 NAPIER-MUNN 等[20]确定的。其中，t_{10}=A 是曲线的渐近线，$A\times b$ 是指破碎能量为零时曲线的斜率并可表征矿石的破碎特性。

t_n 是指破碎产物通过 1/n 给料粒度的累积产率，%；给料粒度为给矿粒级的名义粒度(名义粒度为粒级的几何平均数)。由式(2)可知，不同的 E_0 对应不同 t_{10} 值，文献表明，t_n 与 t_{10} 的关系只与矿石性质相关，因此，通过建立 t_n 与 t_{10} 的关系式，可以获得不同 t_{10} 下的一系列 t_n 值，即不同粒级的筛下累积产率。RAHUL 等[21]根据一系列 t_n 与 t_{10} 的关系提出单参数模型，如式(3)所示。

$$t_n=1-(1-t_{10})^{\left(\frac{9}{n-1}\right)^a} \tag{3}$$

式中：a 值为矿物特性参数，a 值与 t_n 与 t_{10} 相关，而 t_{10} 与矿石给料粒度、冲击破碎比能耗和矿石破碎特性相关，那么 a 值与矿石给料粒度、冲击破碎比能耗和矿石破碎特性相关，因此，本文主要通过研究 a 值与矿石粒度、破碎能量和矿石破碎参数之间关联性，建立了矿物破碎性质与矿物给料粒度、冲击破碎比能耗、破碎参数等主控因子之间的非线性映射关系模型，并通过试验验证了模型的适用性和可靠性。

2　结果和讨论

2.1　破碎产物粒度分布影响因素分析

基于 5 个矿样破碎产物粒度分布数据，可根据式(1)拟合回归出一系列 t_n 与冲击破碎比能耗 E_0 和 t_n 与 t_{10} 的关系，图 2 和图 3 所示为矿样 1 分析结果。

由图 2 和图 3 可知，Boltzmann-Growth 方程能够较好拟合出破碎产物粒度分布与冲击破碎比能耗、t_{10} 的回归关系；t_n 与 t_{10} 之间存在一定的数量关系，t_{10} 在一定数值范围内，n 值越小，t_n 值增速越大；n 在较小数值范围内，随着 t_{10} 不断增大，t_n 趋于平衡状态，且当 n 大于 10 时，t_n 与 t_{10} 之间接近呈线性关系；随着冲击破碎比能耗增大，t_n 值也随之增大. 且在破碎比能耗达到一定值后，t_n 值增大速率变小，说明冲击破碎

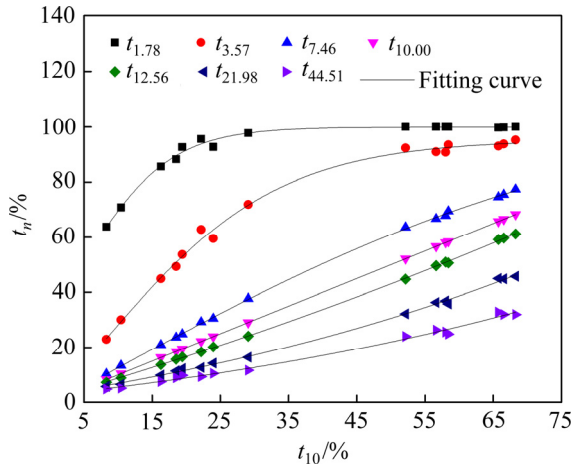


图 2 矿样 1 的 t_n–E_0 关系图

Fig. 2 Relationship between t_n and E_0 of ore sample 1

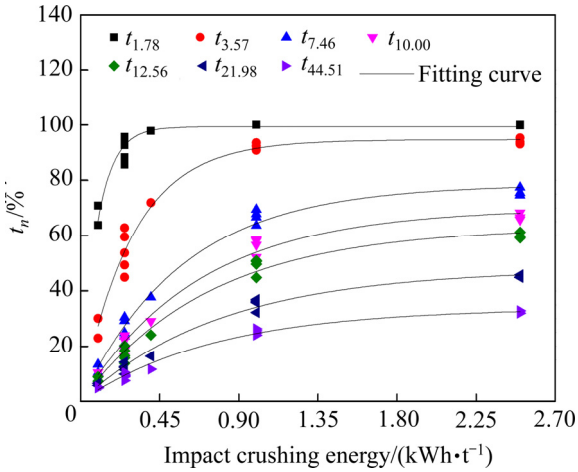


图 3 矿样 1 的 t_n–E_0 关系图

Fig. 3 Relationship between t_n and E_0 of ore sample 1

比能耗越大，其有效破碎能耗吸收阈值越快达到；对于同一破碎比能耗下，t_n 值随着 n 值的增大而减小，说明同样破碎比能耗下，破碎产物粒度越小，其累积效应越弱。由式(2)可回归分析得到矿样 1、矿样 2、矿样 4、矿样 5 的破碎参数 A、b 与破碎特性参数 $A\times b$，如表 1 所列。在此基础上，由式(3)可拟合回归出不同粒度和不同冲击破碎比能耗下 t_n 与 n 之间的关联图，如图 4~8 所示。并得出不同矿样、不同粒度、不同冲击破碎比能耗下的矿物特性参数 a 值，如表 1 所列。

由图 4~8、表 1 可知，随着 n 值不断增大，t_n 逐渐减小且减小的速率由快变慢，说明破碎产物细度越小，其累计破碎产物越小，这与前文分析结果一致；随着冲击破碎比能耗的增大，t_n 逐渐增大且在 n 值较小的范围内，t_n 增大的速率逐渐一致；随着矿物给料

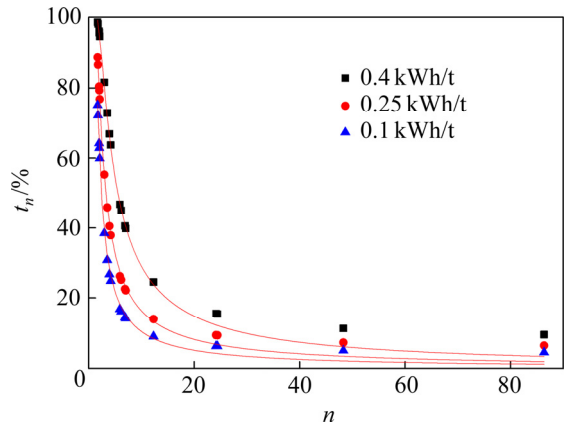


图 4 53~60 mm 粒级下 t_n 与 n 之间的关联性

Fig. 4 Association between t_n and n at 53−60 mm particle size

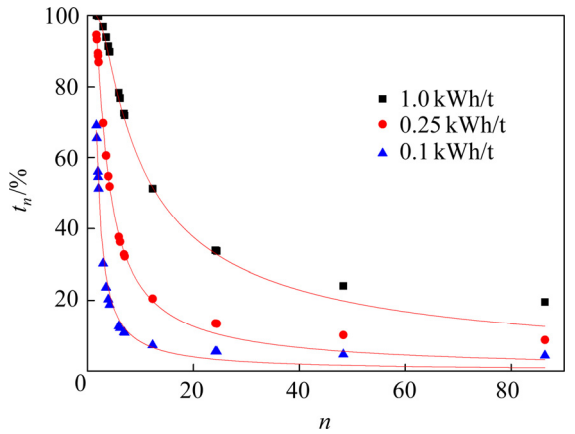


图 5 37.5~45 mm 粒级下 t_n 与 n 之间的关联性

Fig. 5 Association between t_n and n at 37.5−45 mm particle size

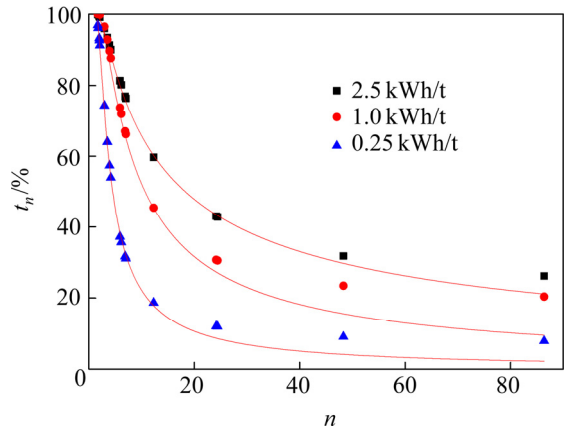


图 6 26.5~31.5 mm 粒级下 t_n 与 n 之间的关联性

Fig. 6 Association between t_n and n at 26.5−31.5 mm particle size

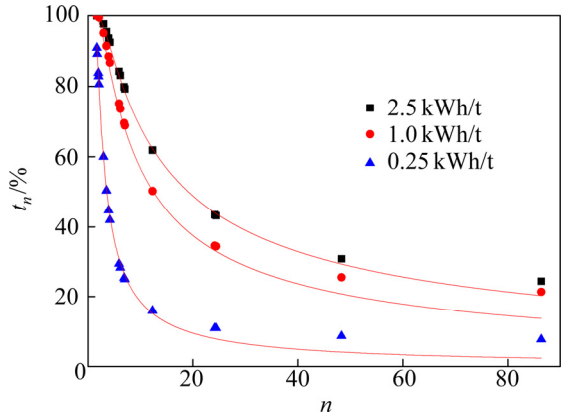


图 7　19~22.4 mm 粒级下 t_n 与 n 之间的关联性

Fig. 7　Association between t_n and n at 19−22.4 mm particle size

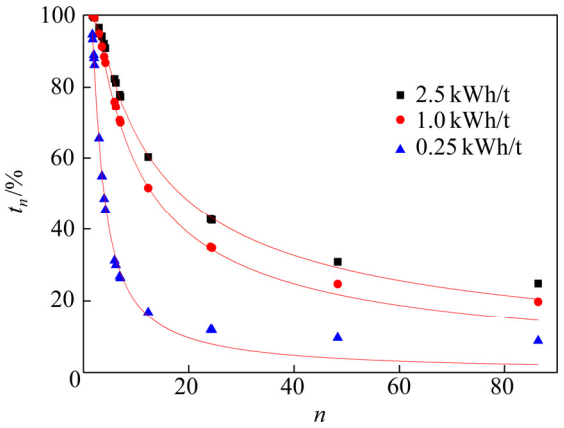


图 8　13.2~16 mm 粒级下 t_n 与 n 之间的关联性

Fig. 8　Association between t_n and n at 13.2−16 mm particle size

表 1　不同矿样下 PSO-GRNN 模型学习样本

Table 1　PSO-GRNN model learning samples for different ore samples

Ore sample	Number	x/mm	$A\times b$	E/(kWh·t^{-1})	a	R-squared	Ore sample	Number	x/mm	$A\times b$	E/(kWh·t^{-1})	a	R-squared
	1	56.39	80.42	0.4	1.02	0.99		31	56.39	32.41	0.4	1.11	0.99
	2	56.39	80.42	0.25	0.98	0.99		32	56.39	32.41	0.25	1.17	0.99
	3	56.39	80.42	0.1	0.98	0.99		33	56.39	32.41	0.1	1.09	0.99
	4	41.08	80.42	1	0.83	0.99		34	41.08	43.86	1	1.04	0.99
	5	41.08	80.42	0.25	0.94	0.99		35	41.08	43.86	0.25	0.94	0.99
	6	41.08	80.42	0.1	0.99	0.99		36	41.08	43.86	0.1	1.05	0.99
	7	28.89	103.96	2.5	0.67	0.99		37	28.89	30.68	2.5	0.95	0.99
1	8	28.89	103.96	1	0.88	0.98	4	38	28.89	30.68	1	1.09	0.98
	9	28.89	103.96	0.25	1.07	0.99		39	28.89	30.68	0.25	1.07	0.99
	10	20.63	101.92	2.5	0.72	0.99		40	20.63	21.87	2.5	1.01	0.99
	11	20.63	101.92	1	0.77	0.99		41	20.63	21.87	1	1.17	0.99
	12	20.63	101.92	0.25	0.96	0.99		42	20.63	21.87	0.25	1.12	0.99
	13	14.53	109.92	2.5	0.69	0.99		43	14.53	22.33	2.5	0.83	0.99
	14	14.53	109.92	1	0.76	0.99		44	14.53	22.33	1	0.98	0.99
	15	14.53	109.92	0.25	1.02	0.99		45	14.53	22.33	0.25	1.03	0.99
	16	56.39	237.86	0.4	0.82	0.99		46	56.39	86.44	0.4	0.94	0.99
	17	56.39	237.86	0.25	0.79	0.99		47	56.39	86.44	0.25	0.83	0.99
	18	56.39	237.86	0.1	0.87	0.99		48	56.39	86.44	0.1	0.93	0.99
	19	41.08	251.16	1	0.63	0.99		49	41.08	92.69	1	0.89	0.99
	20	41.08	251.16	0.25	0.77	0.99		50	41.08	92.69	0.25	0.86	0.99
	21	41.08	251.16	0.1	0.84	0.99		51	41.08	92.69	0.1	0.94	0.99
	22	28.89	209.00	2.5	0.56	0.99		52	28.89	78.89	2.5	0.84	0.99
2	23	28.89	209.00	1	0.65	0.98	5	53	28.89	78.89	1	1.01	0.98
	24	28.89	209.00	0.25	0.81	0.99		54	28.89	78.89	0.25	0.87	0.99
	25	20.63	161.39	2.5	0.59	0.99		55	20.63	62.58	2.5	0.83	0.99
	26	20.63	161.39	1	0.66	0.99		56	20.63	62.58	1	0.902	0.99
	27	20.63	161.39	0.25	0.79	0.99		57	20.63	62.58	0.25	1.19	0.99
	28	14.53	161.40	2.5	0.63	0.99		58	14.53	43.63	2.5	0.96	0.99
	29	14.53	161.40	1	0.72	0.99		59	14.53	43.63	1	0.85	0.99
	30	14.53	161.40	0.25	0.74	0.99		60	14.53	43.63	0.25	0.93	0.99

粒度的变化，其 t_n 与 n 之间的关联趋势基本一致，而 a 值却存在较大差异，说明 a 值既与破碎特性参数 $A\times b$ 与冲击破碎比能耗有关，还与矿物给料粒度相关。

2.2 破碎产物粒度分布预测模型

GRNN 是建立在非参数估计基础上的一种非线性回归径向基归网络，即广义回归神经网络模型。由包括输入层(Input layer)、模式层(Pattern layer)、求和层(Summing layer)与输出层(Output layer)等四层网络神经元结构构成，如图 9 所示。

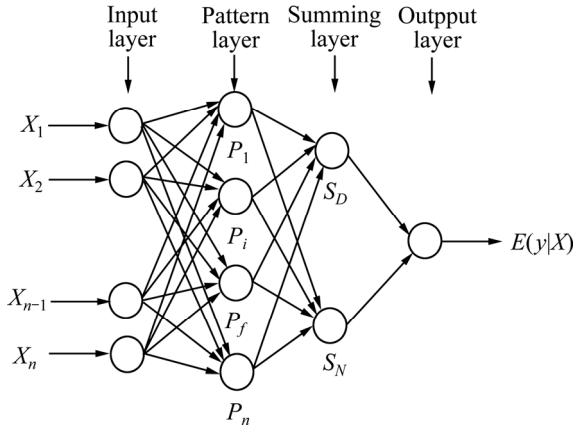


图 9 GRNN 四层网络神经元结构

Fig. 9 Four layer network neuron structure of GRNN

粒子群优化算法(PSO)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，所有粒子可以通过控制个体极值(L_{pi})和集体极值(L_{gi})来控制和调节自身的位置(L_i)和速度(V_i)，通过个体极值和集体极值粒子群不断更新速度和位置，其更新公式如式(4)和式(5)所示。

$$V_{ij}^{k+1}=V_{ij}^{k}+c_1r_1(k)(L_{pij}^{k}-L_{ij}^{k})+c_2r_2(k)(L_{gij}^{k}-L_{ij}^{k}) \quad (4)$$

$$L_{ij}^{k+1}=L_{ij}^{k}+V_{ij}^{k+1} \quad (5)$$

式中：i、j 分别表示第 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。

基于落重数据分析结果组成的多个矿物预测模型学习样本，建模路线如图 10 所示。

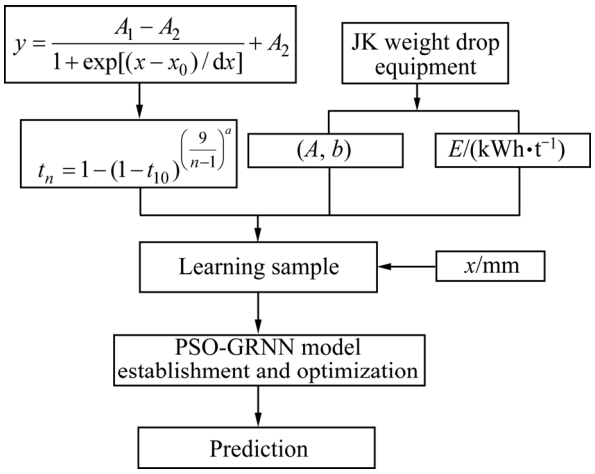


图 10 矿物粒度预测模型建模路线图

Fig. 10 Modeling roadmap of mineral particle size prediction model

通过 PSO-GRNN 优化算法建立破碎产物粒度分布预测模型，其优化算法主要代码如表 2 所列。

表 2 优化算法主要代码

Table 2 Main code of optimization algorithm

```
function mse_error=fun(spread,p_train,t_train)
mse_max=10e20;
indices = crossvalind('Kfold',length(p_train),4);
for i = 1:4
.....
for i=1:sizepop

        pop(i,:)=rand(1,1)*(popmax-popmin)+popmin;
        V(i,:)=rand(1,1)*(Vmax-Vmin)+Vmin;

        fitness(i)=fun(pop(i,:),p_train,t_train);
    end
.....
net=newgrnn(desired_input,desired_output,desired_spread);
p_test=p_test';
p_test=mapminmax('apply',p_test,Inputps);
grnn_prediction_result=sim(net,p_test);
grnn_prediction_result=mapminmax('reverse',grnn_prediction_
    result,Outputps);
```

2.3 破碎产物粒度模型预测与验证

采用多种金属矿样落重分析数据为学习样本，建立了矿物破碎性质与矿物给料粒度、冲击破碎比能耗、破碎参数等主控因子之间的非线性映射关系模型，并通过试验验证模型的适用性和可靠性。选择矿样 3 在

不同给料粒度、冲击破碎比能耗和破碎参数条件下的试验结果为验证数据，如表 3 所列。其分别对应的破碎产物粒度分布试验值和预测值对比如图 11~14 所示。

表 3　基于不同给料粒度、冲击破碎比能耗和破碎参数下的验证数据

Table 3　Validation data based on mineral feed size, energy consumption of impact crushing and crushing parameters

Number	x/mm	$A\times b$	E/(kWh·t^{-1})
1	41.08	46.038	1
2	41.08	46.038	0.25
3	41.08	46.038	0.1
4	28.89	51.682	1
5	28.89	51.682	0.25
6	20.63	38.668	1
7	20.63	38.668	0.25
8	14.53	36.594	1

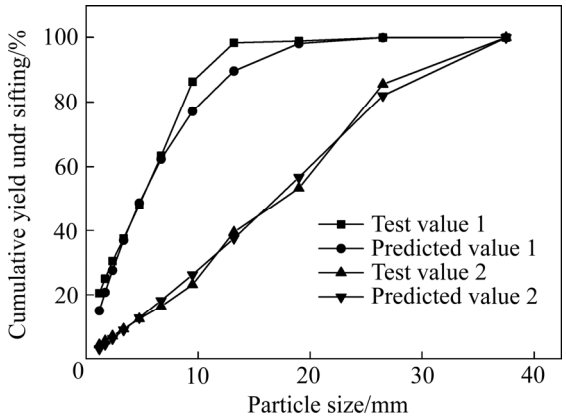


图 11　第一组和第二组破碎产物粒度分布试验值和预测值

Fig. 11　Experimental and predicted values of particle size distribution of crushing products in first group and second group

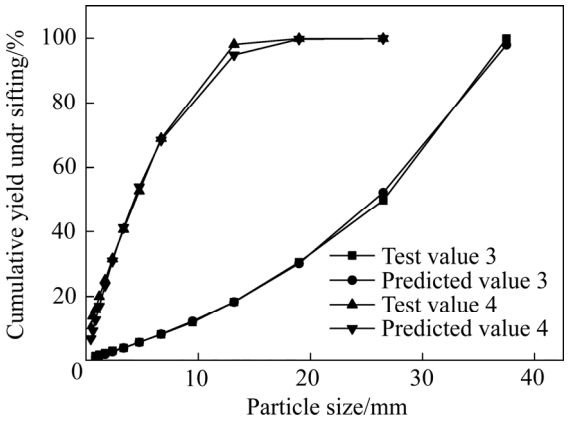


图 12　第三组和第四组破碎产物粒度分布试验值和预测值

Fig. 12　Experimental and predicted values of particle size distribution of crushing products in third group and fourth group

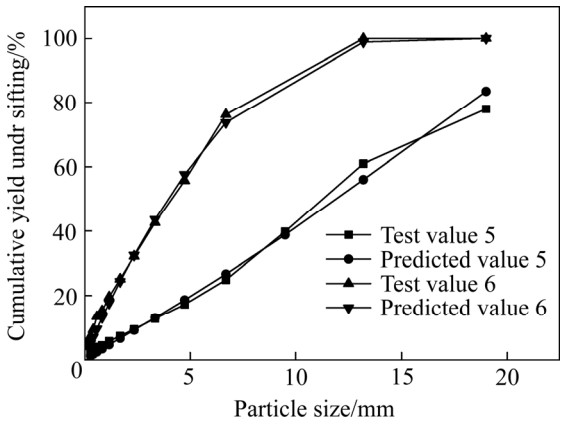


图 13　第五组和第六组破碎产物粒度分布试验值和预测值

Fig. 13　Experimental and predicted values of particle size distribution of crushing products in fifth group and sixth group

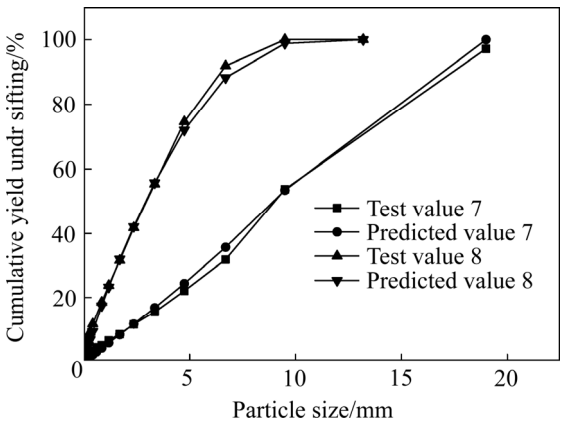


图 14　第七组和第八组破碎产物粒度分布试验值和预测值

Fig. 14　Experimental and predicted values of particle size distribution of crushing products in seventh group and eighth group

由图 11~14 可知，在不同给料粒度、冲击破碎比能耗和破碎参数条件下，矿样 3 冲击破碎产物粒度分布预测模型预测均值与试验值差基本保持在±0.1 范围内，预测值与试验值表现出较高的一致性，说明模型准确性与稳定性较高，具有一定的适用性和可靠性，这为冲击破碎产物粒度分布高效智能预测提供了一种新的方法，可为矿物破碎粒度智能调控和优化提供理论基础。

3　结论

1) 矿物破碎粒度分布与矿物给料粒度、冲击破碎比能耗、破碎参数有关，Boltzmann-Growth 方程能够较好拟合出破碎产物粒度分布与冲击破碎比能耗、t_{10}

的回归关系，t_{10} 在一定数值范围内，n 值越小，t_n 值增速越大；在 n 较小数值范围内，随着 t_{10} 不断增大，t_n 趋于平衡状态，且当 n 大于 10 时，t_n 与 t_{10} 之间接近呈线性关系；同样破碎比能耗下，破碎产物粒度越小，其累积效应越弱。

2) 在不同给料粒度、冲击破碎比能耗和破碎参数条件下，冲击破碎产物粒度分布预测模型预测均值与试验值差基本保持在±0.1 范围内，模型准确性与稳定性较高，具有一定的适用性和可靠性，可为矿物破碎粒度智能调控和优化提供理论基础。

REFERENCES

[1] 魏德洲. 固体物料分选学[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2015: 66−67.
WEI De-zhou. Separation of solid materials[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2015: 66−67.

[2] 蒋林伶. 基于 JK 落重试验建立锡石多金属硫化矿的总体平衡模型[D]. 南宁: 广西大学, 2014.
JIANG Lin-ling. Establishing the population balance model of cassiterite polymetallic sulphide ore based on the JK drop weight test[D]. Nanning: Guangxi University, 2014.

[3] 游青青. 大型球磨机功率建模与计算[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
YOU Qing-qing. Power modeling and calculation of large ball mill[D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.

[4] TAVARES L M. Analysis of particle fracture by repeated stressing as damage accumulation[J]. Powder Technology, 2009, 190: 327−339.

[5] SAHOO R. Review: An investigation of single particle breakage tests for coal handling system of the Gladstone port[J]. Powder Technology, 2006, 161: 158−167.

[6] BERSHADSKII A. Fractal mini-max principle in fragmentation related to fracture[J]. Chaos, Solitions and Fractals, 2002, 13: 185−186.

[7] CHEONG Y S, REYNOLDS G K, SALMAN A D. Fragment size distribution using two-parameter Weibull equation[J]. International Journal of Mineral Processing, 2004, 74: 227−237.

[8] KOTRECHKO SA, MESHKOV Y, DLOUHY I. Commuter simulation of effect of grain size distribution on Weibull parameters[J]. Theoretical and Applied Fracture Mechanics, 2001, 35: 255−260.

[9] XU Y F. Explanation of scaling phenomenon based on fractal fragmentation[J]. Mechanics Research Communications, 2005, 32: 209−220.

[10] KOTRECHKO S, MESHKOV Y, DLOUHY I. Commuter simulation of effect of grain size distribution on Weibull parameters[J]. Theoretical and Applied Fracture Mechanics, 2001, 35: 255−260.

[11] DUNDAR H, BENZER H, AYDOGAN N. Application of population balance model to HPGR crushing[J]. Minerals Engineering, 2013, 50: 114−120.

[12] SAEIDI F, TAVARES L M, YAHYAEI M. A phenomenological model of single particle breakage as a multi-stage process[J]. Minerals Engineering, 2016, 98: 90−100.

[13] GENC Ö. Optimization of an industrial scale open circuit three-compartment cement grinding ball mill with the aid of simulation[J]. International Journal of Mineral Processing, 2016, 154: 1−9.

[14] GHORBANI Y, MAINZA A N, PETERSEN J. Investigation of particles with high crack density produced by HPGR and its effect on the redistribution of the particle size fraction in heaps[J]. Minerals Engineering, 2013, 43: 44−51.

[15] SALAZAR J S, BARRIOS G P, RODRIGUEZ V. Mathematical modeling of a vertical shaft impact crusher using the Whiten model[J]. Minerals Engineering, 2017, 111: 222−228.

[16] 陈海军, 郦能惠, 聂德新. 岩爆预测的人工神经网络模型[J]. 岩土工程报, 2002, 24(2): 229−232.
CHEN Hai-jun, LI Neng-hui, NIE De-xin. Artificial neural network model for prediction of rockburst[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2002, 24(2): 229−232.

[17] 刘 春, 易 俊, 姜德义. 基于灰色关联分析理论的岩爆烈度预测研究[J]. 中国矿业, 2007, 16(12): 100−103.
LIU Chun, YI Jun, JIANG De-yi. Prediction of rockburst intensity based on grey relational analysis theory [J]. China Mining, 2007, 16(12): 100−103.

[18] 王元汉, 李卧东, 李启光. 岩爆预测的模糊数学综合评判方法[J]. 岩石力学与工程学报, 1998, 17(5): 493−501.
WANG Yuan-han, LI Wo-dong, LI Qi-guang. Fuzzy mathematics comprehensive evaluation method for rock burst prediction [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1998, 17(5): 493−501.

[19] 王 戡, 郑 玲, 刘 非. 基于广义回归神经网络的磁流变减振器模型辨识[J]. 汽车工程, 2013, 35(7): 619−625.
WANG Kan, ZHENG Ling, LIU Fei. Identification of MRF damper models based on generalized regression neural network[J]. Automotive Engineering, 2013, 35(7): 619−625.

[20] NAPIER-MUNN T J. Mineral comminution circuits their operation and optimization[M]. Austrilia: JKMRC and the University of Queensland Publishing, 2005.

[21] RAHUL K S, CHINTHAPUDI E, MISHRA B K. A novel and direct approach for modeling and simulation of impact grinding[J]. Advanced Powder Technology, 2015, 26: 1031−1039.

Establishment and prediction of particle size distribution model for impact crushing

ZHOU Wen-tao[1], HAN Yue-xin[1], LI Yan-jun[1], SUN Yong-sheng[1], YANG Jin-lin[2], MA Shao-jian[2]

(1. College of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;
2. College of Resources, Environment and Materials, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: The particle size accurate prediction of crushing products is the key to realize the adjustment and control of crushing particle size distribution in a concentrator. Based on drop weight test and theoretical analysis, the crushing characteristics and the prediction models of particle size distribution of different minerals were studied. The results show that the particle size distribution of impact crushing products is related to the mineral feed size, the energy consumption of impact crushing and the crushing parameters. The Boltzmann-Growth equation can well fit the regression relationship between the particle size distribution of crushing products and the energy consumption of impact crushing and the t_{10}. Under the same crushing energy consumption, the smaller the particle size of the crushing product is. The weaker the cumulative effect is. There are great differences in mineral crushing characteristics between different minerals and different particle size. On this basis, a comprehensive generalized regression model and particle swarm optimization model for particle size prediction and optimization are proposed, the test results show that the model has certain applicability and reliability, which can provide a theoretical basis for intelligent control and optimization of mineral crushing particle size.

Key words: crushing products; particle size distribution; crushing parameter; particle swarm optimization algorithm; prediction model

Foundation item: Projects(51741401, 51264001) supported by the National Natural Science Foundation of China; Project(2014CB460606) supported by the National Basic Research Development Program of China

Received date: 2018-05-08; **Accepted date:** 2018-08-29

Corresponding author: LI Yan-jun; Tel: +86-13840200237; E-mail: liyanjun@mail.neu.edu.cn

(编辑 王 超)