

doi:10.3969/j.issn.1671-9492.2023.01.007

基于无偏灰色 GM(1,1)的铁精矿品位预测模型

任传成¹, 夏文成², 王文博¹, 郑文艳¹

(1. 德州学院 计算机与信息学院, 山东 德州 253023;

2. 中国矿业大学 化工学院, 江苏 徐州 221116)

摘 要: 铁精矿品位的准确预测对铁矿选矿厂的生产和管理具有重要意义。为解决选矿厂生产过程中具有随机波动性的铁精矿品位预测问题, 提出一种基于线性变换法的无偏灰色 GM(1,1)铁精矿品位预测模型。通过采用一种线性变换方法降低铁精矿品位数据序列的波动干扰, 将随机波动数据序列转换为单调增长的数据序列, 然后将变换后铁精矿品位数据序列代入无偏灰色 GM(1,1)模型以实现铁精矿品位预测模型的建模, 最后将该预测模型用于两组铁精矿品位数据序列进行了验证。结果表明, 基于线性变换的无偏灰色 GM(1,1)铁精矿品位预测模型在预测精度和预测性能上优于两个改进的 GM(1,1)预测模型, 其预测精度均为一级, 预测的最小相对误差为 0.2%, 平均绝对误差均小于 1%, 模型具有较好的应用性和有效性, 为短期预测铁精矿品位提供了一种新途径。

关键词: 铁精矿品位; 无偏灰色 GM(1,1); 线性变换; 波动数据序列; 预测模型

中图分类号: TD926

文献标志码: A

文章编号: 1671-9492(2023)01-0041-05

Prediction Model for Iron Concentrate Grade Based on Unbiased Grey GM(1, 1)

REN Chuancheng¹, XIA Wencheng², WANG Wenbo¹, ZHENG Wenyang¹

(1. College of Computer and Information Engineering, Dezhou University,

Dezhou 253023, Shandong, China;

2. School of Chemical Engineering and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, Jiangsu, China)

Abstract: It is important to predict accurately iron concentrate grade for production and management of ore dressing plant in iron mine. In order to solve the prediction problem of iron concentrate grade with random and fluctuation in the ore dressing plant, a prediction model for iron concentrate grade based on the linear transformation method and the unbiased grey GM(1, 1) method was proposed. The linear transformation method is firstly introduced for data processing, which reduces fluctuation interference of data sequence of iron concentrate grade and directly transforms it into monotone increasing data sequence. In order to establish the prediction model of iron concentrate grade, then the transformed data are put into the unbiased grey GM(1, 1) method. Finally, the proposed model validation is carried out on the two sets of iron concentrate grade historical data sequence. The results show that the prediction accuracy and prediction performance of the prediction model for iron concentrate grade based on the linear transformation method and the unbiased grey GM(1, 1) method are better than those of two improved GM(1, 1) models, and both of prediction accuracies of the proposed model are evaluated as the 1st level, the minimum prediction relative error is only 0.2%, the mean absolute percentage error is below 1%. Some useful conclusions are drawn that the applicability and validity of the proposed model is superior to that of other two comparison prediction models, and it provides a new method for short-term prediction of iron concentrate grade.

Key words: iron concentrate grade; unbiased grey GM(1, 1); linear transformation; fluctuation data sequence; prediction model

收稿日期: 2120-12-29

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(51604272)

作者简介: 任传成(1972-), 男, 山东淄博人, 博士, 副教授, 主要从事计算机在矿物加工中应用研究。

通信作者: 夏文成(1984-), 男, 江苏盐城人, 博士, 副教授, 主要从事矿物浮选和药剂研发方面的研究。

精矿品位是铁矿选矿厂生产指标的重要组成部分,影响着选矿厂经济效益及后续的烧结工艺操作和冶炼企业的综合效益。由于受入选矿石性质的复杂性、选矿工艺流程的独特性、选矿生产机理的非线性、企业管理水平参差不齐等因素的影响^[1],在选矿生产过程中精矿品位发生波动现象不可避免;精矿品位的波动会影响优化选矿生产作业的各工艺参数及选矿自动化水平,直接影响着选矿厂生产指标的稳定性^[2]。如果能够实现铁精矿品位的预测,可为选矿过程的智能控制、生产运营决策和选矿厂经济效益提升等方面提供一定参考意义。

精矿品位预测方法主要分为三类:一类是基于向量机方法的精矿品位预测模型;另一类是基于神经网络算法的精矿品位预测模型;最后一类是基于灰色 GM(1,1)方法的精矿品位预测模型。吴浩等^[3]采用非负熵杀方法选择模型的输入变量,获得铜矿浮选的 16 个辅助变量作为最小二乘支持向量机的输入变量,建立铜精矿品位软件测量模型。徐雪玉等^[4]探究样本数据的相关性,确定给矿品位、主水开度、底阀开度和矿浆质量分数等作为预测模型的输入变量,采用粒子群优化算法对支持向量机的惩罚系数和核函数进行寻优,建立淘选机的精矿品位预测模型。王洪勋等^[5]采用顺序后向回归方法对浮选工艺中参数进行筛选,得到 8 个工艺参数作为预测模型的辅助变量,然后应用非线性自回归神经网络建浮选铜精矿品位的软测量模型。ZHANG 等^[6]将磷矿石、磷精矿、磷尾矿的表面颜色特征及其相应品位当作输入量,通过 BP 神经网络算法建立磷精矿品位预测模型。刘青等^[7]将给矿量、给矿品位、入选浓度等工艺参数作为输入变量,金精矿品位作为输出变量,采用遗传算法优化 BP 神经网络的权值,构建三层 BP 网络的金精矿品位预测模型。上述方法都是采用精矿品位与之有关联的工艺参数信息进行建模,没有充分应用和挖掘精矿品位自身的数据信息。任传成等^[8]针对硫化铜精矿品位小样本数据,应用新陈代谢的 GM(1,1)方法建立铜精矿品位预测模型,说明 GM(1,1)方法预测精矿品位是可行的。

本文针对铁精矿品位数据序列存在波动的问题,采用一种线性变换方法将品位数据进行预处理,得到一组较为稳定的数据序列,然后建立基于无偏灰色 GM(1,1)方法的铁精矿品位预测模型,并将该模型应用到两组小样本数据进行验证和计算预测误差,并与其他预测模型分析比较,结果表明本文预测

模型的拟合度和预测精度较高。

1 无偏灰色的铁精矿品位预测模型构建

1.1 可行性分析

在铁矿选矿厂生产中,即使选矿厂实施技术改造或者完善生产工艺流程,其选矿工艺流程在一段时间内是固定不变的,因此生产铁精矿的工艺流程是明确的;生产铁精矿工艺流程中存在着未知或不确定的信息和因素,如药剂量、给矿浓度、磨矿细度、给水量、入选铁矿石品位、生产过程管理和设备运行状况等,这些信息和因素会造成生产质量指标的波动;生产日报表中铁精矿品位的历史数据是已知的,而新的日报表中铁精矿品位却是未知的。由此可见,铁精矿选矿系统是一个灰色系统,即属于“部分信息已知、部分信息未知”的灰色系统^[9],因此可以将灰色预测方法应用到预测铁精矿品位中。

1.2 数据预处理

设数据序列 $X = (x(1), x(2), \dots, x(n))$, $\forall i \in (1, 2, \dots, n)$, $x(i) > 0$ 。X 的级比序列为 $\sigma = (\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(n-1))$, 其中 $\sigma(i) = x(i)/x(i+1)$, $i \in (1, 2, \dots, n-1)$, $\exists i, k \in (1, 2, \dots, n-1)$, $\sigma(i) > 1$ 且 $\sigma(k) < 1$, 则称数据序列 X 为波动数据序列。

设波动数据序列 X 的振幅为 $T = M - m$, M 和 m 分别数据序列中最大值和最小值, X 经线性变换后变为单调增长序列 X_1 (单调增长的证明见文献^[10]和^[11]), 线性变换^[10-11]公式记为:

$$x_1(i) = x(i) + (i-1)T, i \in (1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

单调增长序列 X_1 还原波动数据变换为:

$$x(i) = x_1(i) - (i-1)T, i \in (1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

1.3 无偏灰色预测模型

传统的 GM(1,1)预测方法是邓聚龙教授提出灰色系统理论中重要组成部分。它因 GM(1,1)方法仅需少量样本数据和一个输入变量,不需要额外训练和迭代过程,已应用到不同的领域^[9-10]。无偏灰色 GM(1,1)方法是对传统的 GM(1,1)方法的改进,以灰色系统理论为基础,建模数据序列要求为严格的指数序列,具有较强的预测精度^[12]。无偏灰色 GM(1,1)方法的主要建模过程如下。

设数据序列 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ 符合严格的指数模型:

$$x^{(0)}(i) = Ae^{(i-1)} \quad (3)$$

与传统 GM(1,1)方法建模过程类似,无偏灰色 GM(1,1)方法经过数据序列累加变换生成新的数据序列,构建灰色微分方程并用最小二乘法求解方程系数 a 和 b (a 和 b 的求解过程详见文献[8]),得到预测模型:

$$\hat{x}^{(0)}(i) = \hat{A}e^{\hat{c}(i-1)} \quad i=2,3,\dots \quad (4)$$

式(4)中, $\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1)$, $\hat{A} = 2b/(2+a)$, $\hat{c} = \ln((2-a)/(2+a))$ 。

1.4 铁精矿品位预测模型的建模步骤

选钢厂铁精矿品位预测的主要内容包括:建立无偏灰色 GM(1,1)模型、检验模型的精度、预测铁精矿品位及评价模型的预测性能。图 1 描述的是基于无偏灰色 GM(1,1)的铁精矿品位预测步骤。

1)确定铁精矿品位历史数据序列中建模和验证数据的个数。因传统的 GM(1,1)建模方法需要最少建模数据个数为 4 个,本文在建立铁精矿品位预测模型中只选取 5 个品位数据用于建模数据,3 个用于验证数据。

2)建模数据序列的线性变换。计算建模数据序列的级比,判断该数据序列是否是波动,若为波动数据序列,则按公式(1)将数据序列变换成单调增长数据序列,否则停止建模。

3)建立无偏灰色 GM(1,1)的铁精矿品位预测模型。变换后的数据序列作为公式(3)的输入量,求得公式(4)中 $\hat{A}$ 和 $\hat{c}$ 的值,建立无偏灰色 GM(1,1)预测模型。当 $i = 2, 3, 4, 5$ 时,经公式(4)计算可得拟合数据序列 $\hat{X} = (x^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(5))$ 。

4)拟合数据序列还原处理。拟合数据序列 $\hat{X}$ 代入公式(2),获得铁精矿品位的拟合值 $X' = (x'(1), x'(2), \dots, x'(5))$ 。

5)铁精矿品位预测模型的精度检验。计算建模数据序列 X 和铁精矿品位的拟合值 X' 间的平均绝对误差(MAPE)。若 $MAPE \leq 1\%$ 或 $1\% < MAPE \leq 5\%$, 无偏灰色 GM(1,1)铁精矿品位预测模型的精度检验等级为一级(好)或二级(合格),表明该模型可用于预

测;若 $MAPE > 5\%$ 时,则该模型不可用于预测。

6)预测模型预测性能的评价。采用相对误差和 MAPE 作为评价无偏灰色 GM(1,1)的铁精矿品位模型预测性能的指标。当 $i = 6, 7, 8$ 时可分别得到 3 个铁精矿品位的预测值 $X' = (x'(6), x'(7), x'(8))$,对这 3 个预测数据和相应的验证数据进行计算可得评价指标。

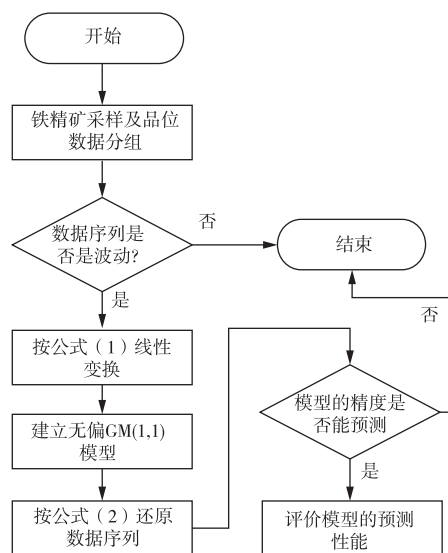


图 1 预测铁精矿品位的步骤

Fig. 1 Prediction iron concentrate grade step

2 铁精矿品位预测模型的实例测试

2.1 试验数据

试验矿样 1 取自山东淄博某铁矿选钢厂生产中的磁选精矿溜槽。每隔 20 min 取样一次,共采样 8 个样本数据,经试样化验得到铁精矿品位数据(记为 X_1)如表 1 所示。

为检验铁精矿品位预测模型的可用性和有效性,本文取文献[13]中部分样本数据进行验证分析。该试样取样的间隔为 30 min,2 h 内将四次取样合并为一批试样,后经化验得到铁精矿品位,如选取编号从 9 至 16 号的铁精矿品位,铁精矿品位原始数据(记为 X_2)见表 1。

表 1 铁精矿品位的实测数据序列

Table 1 Measured data sequence of iron concentrate grade

/%

样本	1	2	3	4	5	6	7	8
X_1	66.87	66.60	66.83	66.07	66.66	66.53	66.37	66.60
X_2	65.00	65.63	64.90	65.27	65.31	65.54	64.70	64.55

根据表 1 中数据分别计算两组数据序列前 5 个数据的级比,得到级比序列分别为 $\{1.004, 0.997, 1.011, 0.991\}$ 和 $\{0.990, 1.011, 0.994, 0.999\}$,由此可见,两组数据序列都属于波动数据序列。为降低数

据波动性的影响,对两组数据序列按公式(1)变换后生成新的单调增长数据序列。两组铁精矿品位数据的波动振幅分别为 0.8% 和 0.73%,说明铁精矿品位生产过程相对比较稳定,品位数据波动属于小幅度的波动。

2.2 预测模型精度的检验

预测模型精度的检验目的是确定模型是否能够用于预测,本文采用 MAPE 度量预测模型精度。为叙述方便,本文提出线性变换结合无偏灰色 GM(1,1)的预测方法记为本文模型,记文献[10]中将波动数据序列进行线性变换和加权均值生成变换的灰色波

动序列 GM(1,1)的预测方法称为文献[10]模型,文献[11]中应用线性变换和几何平均变换的灰色波动序列 GM(1,1)的预测方法记为文献[11]模型。选取铁精矿品位数据序列 X_1 和 X_2 的前 5 个品位数据,分别作为三个预测模型的建模数据,模型的拟合值和相应的 MAPE 值如表 2、3 所示。

表 2 预测模型对 X_1 的精度检验
Table 2 Accuracy test of prediction model for X_1

/ %

序号	本文模型		文献[11]模型		文献[12]模型	
	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差
1	66.87	0	66.87	0	66.87	0
2	66.63	0.03	66.82	0.22	67.16	0.56
3	66.56	0.27	66.7	0.13	67.04	0.21
4	66.51	0.44	66.58	0.51	66.93	0.86
5	66.46	0.2	66.48	0.18	66.83	0.17
MAPE	0.28		0.31		0.54	

表 3 预测模型对 X_2 的精度检验
Table 3 Accuracy test of prediction model for X_2

/ %

序号	本文模型		文献[11]模型		文献[12]模型	
	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差
1	65	0	65	0	65	0
2	65.37	0.26	65.3	0.33	65.63	0
3	65.31	0.41	65.24	0.34	65.58	0.68
4	65.25	0.02	65.18	0.09	65.53	0.26
5	65.2	0.11	65.14	0.17	65.49	0.18
MAPE	0.24		0.28		0.34	

从表 2、3 可知,铁精矿品位的实测值和拟合值之间的 MAPE 最大值和最小值分别为 0.24% 和 0.54%,说明三个预测模型的 MAPE 值全部小于 1%,模型的精度检验等级均为一级,因此三个模型均可用于预测。

2.3 模型预测性能的评价

对表 1 中前面 5 个铁精矿品位实测数据序列分别应用本文模型、文献[10]模型和文献[11]模型进行建模,预测后面 3 个数据。序号为 6、7 和 8 的实测数据和预测数据及相对误差和 MAPE 的结果如表 4、5 所示。

分析比较表 4 中结果可知,本文模型对序号 6 和 7 的铁精矿品位预测的相对误差分别为 0.17% 和

0.02%,分别都小于文献[10]模型和文献[11]模型预测的相对误差,表明本文模型对序号 6 和 7 的铁精矿品位预测性能优于其他两个预测模型;在 8 号数据预测方面,文献[11]模型的相对误差最小,本文模型的相对误差次之,文献[10]模型的最大,说明本文模型适合短期预测铁精矿品位,同时也说明文献[11]模型的预测性能不稳定;对比三个模型的 MAPE 值可知,MAPE 值均小于 1%,表明三个模型建立的铁精矿品位预测具有很好的预测能力;虽然文献[11]模型在预测中存在相对误差最小的情况,但本文模型的 MAPE 值最小,说明本文模型比其他两个模型对铁精矿品位预测整体上效果要好。

表 4 预测模型对 X_1 的预测结果和预测性能比较

Table 4 Comparison of predictive results and predictive performance of the predictive model for X_1 / %

序号	实测值	本文模型		文献[11]模型		文献[12]模型	
		预测值	相对误差	预测值	相对误差	预测值	相对误差
6	66.53	66.42	0.17	66.38	0.23	66.73	0.30
7	66.37	66.38	0.02	66.28	0.14	66.63	0.39
8	66.60	66.36	0.36	66.19	0.62	66.54	0.09
MAPE		0.18		0.26		0.24	

表 5 预测模型对 X_2 的预测结果和预测性能比较Table 5 Comparison of prediction results and prediction performance of prediction models for X_2 /%

序号	实测值	本文模型		文献[11]模型		文献[12]模型	
		预测值	相对误差	预测值	相对误差	预测值	相对误差
6	65.54	65.16	0.58	65.10	0.67	65.45	0.14
7	64.70	65.12	0.65	65.17	0.73	65.41	1.10
8	64.55	65.09	0.84	65.05	0.77	65.39	1.30
MAPE		0.69		0.72		0.85	

由表 5 可知,文献[11]模型除对序号 6 品位数据预测的相对误差最小之外,其他的相对误差均超过 1%,表明文献[11]模型的预测性能不稳定;对于序号 6 和 7 品位数据预测,本文模型预测的相对误差分别为 0.58%和 0.65%,分别小于文献[10]模型预测的相对误差,而对序号 8 的预测相对误差大于文献[10]模型的,表明本文模型在预测 2 个铁精矿品位方面具有较好的有效性;本文模型的 MAPE 值为 0.69%,均小于文献[10]模型和文献[11]模型的,说明与其他两个模型的预测性能相比,本文模型对铁精矿品位的预测性能较优。由此可见,从表 4 中和表 5 中的分析结果是一致的。

从表 4、5 结果可知,当建模数据发生变化,本文模型的 MAPE 值均最小,对序号 6 和 7 预测的相对误差相对较小,表明本文模型可用于不同的铁精矿品位数据进行建模和短期预测,并且预测性能和效果较好。

从表 2~5 中的 MAPE 值可知,本文模型在建模时的 MAPE 值分别为 0.28%和 0.24%,在预测时的 MAPE 值分别为 0.18%和 0.69%,与文献[10]模型和文献[11]模型的相比较,本文模型的 MAPE 最小,说明本文只对铁精矿品位历史数据进行线性变换,没有再次应用其他数据变换方法,结合无偏灰色 GM(1,1)方法可以提高模型对铁精矿品位的拟合度和预测精度,更加适合小幅度波动的铁精矿品位预测。

3 结论

1)针对选矿生产铁精矿过程中,受入选矿石品位、生产过程管理、生产自动化水平等因素的影响,铁精矿品位数据序列存在随机波动的现象,本文提出一种新的铁精矿品位预测方法,即基于线性变换的无偏灰色 GM(1,1)模型预测方法。以铁精矿品位波动的历史数据为研究对象,考虑数据序列波动性的影响,应用线性变换将原始数据序列转换为增长数据序列,结合无偏灰色 GM(1,1)模型用于铁精矿品位的预测。

2)通过两组小样本铁精矿品位实例的验证,本文建立的铁精矿品位预测模型的拟合性和预测精度都优于对比的预测模型,表明本文预测模型是可行且有效的,特别适用于预测未来 1~2 个铁精矿品位,可为选矿生产过程中预测铁精矿品位的研究提供参考。

参考文献

- [1] 孙传尧,周俊武. 流程工业选矿过程智能优化制造发展战略[J]. 有色金属(选矿部分),2019(5):1-5.
SUN Chuanyao, ZHOU Junwu. Smart and optimal manufacturing development strategy for mineral processing industry[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2019(5):1-5.
- [2] 刘长鑫. 数据驱动的选矿生产全流程精矿品位预报方法研究[D]. 沈阳:东北大学,2019.
LIU Changxin. Research on data-driven concentrate grade prediction of hematite ore dressing processes[D]. Shenyang:Northeastern University,2019.
- [3] 吴浩,潘冰清,杨会琳,等. 基于 NNG-LSSVM 的铜精矿品位软测量方法研究[J]. 有色金属(选矿部分),2021(3):88-92.
WU Hao, PAN Bingqing, YANG Huilin, et al. Research on soft sensor method of copper concentrate grade Based on NNG-LSSVM[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2021(3):88-92.
- [4] 徐雪玉,刘琼. 基于改进 SVM 的淘洗机选矿质量在线预测研究[J]. 烧结球团,2021,46(2):89-94,100.
XU Xueyu, LIU Qiong. Research on online prediction of washing machine beneficiation quality based on improved SVM [J]. Sintering and Pelletizing, 2021, 46(2):89-94,100.
- [5] 王洪勋,刘全,吴浩,等. 基于 SBS-NARX 的浮选过程精矿品位软测量[J]. 有色金属(选矿部分),2020(2):95-99.
WANG Hongxun, LIU Quan, WU Hao, et al. Soft sensor of concentrate grade based on SBS-NARX for flotation process [J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2020(2):95-99.
- [6] ZHANG Y, CHEN H, YANG B Q, et al. Prediction of phosphate concentrate grade based on artificial neural network modeling [J]. Results in Physics, 2018, 11: 625-628.

(下转第 56 页)

- COD reduction from sulfide minerals processing wastewater using Fenton process[J]. Minerals Engineering, 2019, 132:110-112.
- [8] RIBERIO J P, MARQUES C C, PORTUGAL I, et al. Fenton processes for AOX removal from a kraft pulp bleaching industrial wastewater: optimisation of operating conditions and cost assessment[J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2020, 8(4):104032.
- [9] 汪泰, 杨凯志, 李汉文, 等. 钨多金属硫化矿分离废水处理及循环利用研究[J]. 有色金属(选矿部分), 2021(6): 168-173.
- WANG Tai, YANG Kaizhi, LI Hanwen, et al. Treatment and recycling of wastewater from separation of tungsten polymetallic sulfide ore [J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2021(6):168-173.
- [10] 周吉奎, 喻连香, 胡洁. 用 Fenton 试剂处理福建某铜锌选矿废水[J]. 金属矿山, 2014, 43(12):209-212.
- ZHOU Jikui, YU Lianxiang, HU Jie. Wastewater treatment from Fujian copper zinc ore flotation plant with Fenton reagent[J]. Metal Mine, 2014, 43(12):209-212.
- [11] 严群, 余洋, 周娜娜, 等. 氧化-混凝法处理含砷选矿废水的试验研究[J]. 稀有金属, 2014, 38(1):130-137.
- YAN Qun, YU Yang, ZHOU Nana, et al. Treatment of arsenic-bearing beneficiation wastewater by oxidation-coagulation process[J]. Chinese Journal of Rare Metals, 2014, 38(1):130-137.
- [12] 张凯, 乔继扬, 刘峰彪. 射流曝气耦合臭氧协同高级氧化工艺处理选矿废水研究[J]. 有色金属(选矿部分), 2022(5):46-51.
- ZHANG Kai, QIAO Jiyang, LIU Fengbiao. Study on the treatment of mineral processing wastewater by the synergistic advanced oxidation process combining jet aeration with ozone [J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2022(5):46-51.
- [13] 陈敏, 徐师, 张大超, 等. 高级氧化工艺降解选矿废水应用研究进展[J]. 有色金属科学与工程, 2017, 8(6):86-91.
- CHEN Min, XU Shi, ZHANG Dachao, et al. Advanced oxidation technology application research progress of degradation of mineral processing wastewater [J]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 2017, 8(6): 86-91.
- [14] 刘俊, 李畅. 絮凝剂处理含重金属铅锌选矿废水试验研究[J]. 应用化工, 2019, 48(5):1114-1118.
- LIU Jun, LI Chang. Experimental study on treatment of wastewater containing Pb and Zn via flocculants [J]. Applied Chemical Industry, 2019, 48(5):1114-1118.
- [15] 龙冰, 许道刚, 陈克锋, 等. 柿竹园多金属矿选矿废水处理试验研究[J]. 矿冶工程, 2020, 40(4):81-83.
- LONG Bing, XU Daogang, CHEN Kefeng, et al. Treatment of mineral processing wastewater from Shizhuyuan polymetallic mine [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2020, 40(4):81-83.

(本文编辑 刘水红)

(上接第 45 页)

- [7] 刘青, 袁玮, 王宝, 等. 基于 GA-BP 神经网络的金精矿品位的预测[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2015, 36(2): 237-240.
- LIU Qing, YUAN Wei, WANG Bao, et al. Concentrate grade prediction of gold ore based on GA-BP neural network [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2015, 36(2):237-240.
- [8] 任传成, 韩金姝, 杨建国, 等. 基于灰色理论的硫化铜精矿品位预测模型[J]. 有色金属(选矿部分), 2019(1):39-42.
- REN Chuancheng, HAN Jinshu, YANG Jianguo, et al. Prediction model based on grey theory for concentrate grade of copper sulfide [J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2019(1):39-42.
- [9] 邓聚龙. 灰理论基础 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- DENG Julong. Grey theory foundation [M]. Wuhuan: Huanzhong University of Technology Press, 2002.
- [10] 钱吴永, 党耀国. 基于振荡序列的 GM(1,1) 模型[J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(3):149-154.
- QIAN Wuyong, DANG Yaoguo. GM(1,1) model based on oscillation sequences [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2009, 29(3):149-154.
- [11] 赵宇哲, 武春友. 灰色振荡序列 GM(1,1) 模型及在城市用水中的应用[J]. 运筹与管理, 2010, 19(5):155-159, 166.
- ZHAO Yuzhe, WU Chunyou. GM(1,1) model of grey oscillation sequences and its application to urban water consumption forecasting [J]. Operations Research and Management Science, 2010, 19(5):155-159, 166.
- [12] 吉培荣, 黄巍松, 胡翔勇. 无偏灰色预测模型[J]. 系统工程与电子技术, 2000(6):6-7, 80.
- JI Peirong, HUANG Weisong, HU Xiangyong. An unbiased grey forecasting model [J]. Systems Engineering and Electronics, 2000(6):6-7, 80.
- [13] 司不知. 山东某贫磁铁矿干湿磁选工艺试验研究 [D]. 陕西: 西安建筑科技大学, 2015.
- SI Buzhi. Research on magnetic separation process by dry-wet separation for a magnetite mine in Shandong [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2015.

(本文编辑 刘水红)