

文章编号: 1004-0609(2006)03-0536-06

氧化铝烧结法生产的生料浆质量预测模型及应用^①

李 劼¹, 孔玲爽², 阳春华²

(1. 中南大学 冶金科学与工程学院, 长沙 410083;

2. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘 要: 针对烧结法氧化铝生产过程中生料浆配料工艺的特点, 根据物料平衡的原理建立机理模型, 作为生料浆质量预测的主规律模型; 针对碱液成分波动大且难以实时检测的问题, 对碱液成分含量建立了神经网络预测模型, 并和机理模型进行嵌套集成; 利用灰色理论对机理模型的偏差数据进行信息挖掘, 建立了 GM(1, 1) 补偿模型, 并与机理模型进行并联集成, 获得生料浆质量预测模型。验证结果表明, 该质量预测模型能获得较理想的生料浆质量预测精度, 其应用可使生料浆质量得到显著的提高。

关键词: 生料浆; 神经网络; 机理模型; 预测模型; 灰色理论

中图分类号: TF 335.2; TF 821

文献标识码: A

Raw mix slurry quality prediction model used for alumina sintering production process

LI Jie¹, KONG Ling-shuang², YANG Chun-hua²

(1. School of Metallurgical Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;

2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Based on the analysis of the characteristics of the raw mix slurry preparing process in alumina sintering production process, firstly, a mechanism model based on material balance principle was established as the master-rule model for the quality prediction; secondly, considering the problem that the alkali liquor composition was unstable and its real-time measurement was difficult, a NN (neural networks) prediction model for the prediction of the alkali liquor composition was set up and nesting-integrated with the mechanism model; finally, using the gray theory for the information mining from the errors of the mechanism model, a GM(1, 1) compensation model was put forward and parallel-connection-integrated with the mechanism model, achieving a raw mix slurry quality prediction model. Verification results show that the quality prediction model is with satisfactory prediction accuracy, and its industrial application will benefit to improving the quality of raw mix slurry.

Key words: raw mix slurry; neural network; mechanism model; prediction model; gray theory

在烧结法氧化铝的生产过程中, 生料浆的配制是将铝土矿、石灰、碱粉、煤及后续工序返回的碱

液等原料按一定的配比送入管磨机, 在管磨机里进行破碎混合, 磨制成生料浆, 然后流入料浆槽存

① 基金项目: 国家技术创新资助项目(02cj02-07-01)

收稿日期: 2005-07-11; 修订日期: 2005-12-16

作者简介: 李 劼(1963-), 男, 教授, 博士

通讯作者: 李 劼, 教授; 电话: 0731-8836268; E-mail: 13808488404@hnmcc.com

贮,作为下道烧结工序的原料。配料作为氧化铝生产的第一道工序,配制生料浆指标的好坏直接关系到熟料质量的高低。“配料是基础,烧结是关键”的思想已是广大科技人员的共识^[1]。然而,目前生料浆成分检测严重滞后且波动范围大,在配料过程中一直采用简单的算法,例如基于物料平衡的机理模型、移动平均值算法^[2],得到一个非常粗略的配比,用工人的个人经验进行相应的调整,造成了下料配比不够准确,生料浆指标波动大,从而导致产量和质量波动大。

因此,采用一种有效的方法建立模型实时预测生料浆质量,对指导配比计算、控制生料浆质量和稳定生产都有着非常重要的意义。本文作者针对某厂氧化铝生料浆配料工艺的特点,首先根据物料平衡的原理建立机理模型,作为生料浆质量预测的主规律模型;然后针对碱液成分波动大且难以实时检测的问题,对碱液成分含量建立了神经网络预测模型,并和机理模型进行嵌套集成;最后利用灰色理论对机理模型的偏差数据进行信息挖掘,建立了GM(1,1)补偿模型,并与机理模型进行并联集成,获得生料浆质量预测模型。

1 基于物料平衡的机理模型的构建

由于生料浆的配制基本上为物理变化过程,所以可根据原料的化学成分含量及下料量(配比),建立基于物料平衡的生料浆质量预测机理模型^[1]。生料浆的主要质量指标有:碱比(N/R)、钙比(C/S)、铁铝比(F/A)、铝硅比(A/S)、水分等。在实际生产中,考虑到生料浆各指标的主次因素,主要以配制生料浆的(N/R)、(C/S)、(A/S)为主。设配制生料浆的原料有 k 种, m_i 为第 i 种原料的配比,其中CaO的质量分数为 C_i ,Na₂O的质量分数为 N_i ,SiO₂的质量分数为 S_i ,Al₂O₃的质量分数为 A_i ,Fe₂O₃的质量分数为 F_i 。基于物料平衡原理,则配制的生料浆中各物质成分含量为

$$\left. \begin{aligned} C &= \sum_{i=1}^k m_i C_i \\ N &= \sum_{i=1}^k m_i N_i \\ S &= \sum_{i=1}^k m_i S_i \\ F &= \sum_{i=1}^k m_i F_i \\ A &= \sum_{i=1}^k m_i A_i \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

代入指标计算公式,得到生料浆的质量指标:

$$\left. \begin{aligned} \hat{y}_N &= \frac{[N]}{[A] + [F]} = \frac{\frac{1}{62} \times N}{\frac{1}{102} \times A + \frac{1}{160} \times F} = \frac{1.645 \times N}{A + 0.6375 \times F} \\ \hat{y}_C &= \frac{[C]}{[S]} = \frac{\frac{1}{56} \times C}{\frac{1}{60} \times S} = 1.071 \times \frac{C}{S} \\ \hat{y}_A &= \frac{A}{S} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 $[C]$ 、 $[N]$ 、 $[S]$ 、 $[F]$ 、 $[A]$ 分别为各物质的摩尔数; $\hat{y}_N$ 、 $\hat{y}_C$ 、 $\hat{y}_A$ 分别为生料浆的碱比、钙比、铝硅比。式(1)和(2)组成了基于物料平衡的生料浆质量机理预测模型。

利用上面的机理模型预测生料浆指标时,必须知道原料的成分含量及配比,而配比可以通过现场的检测装置获得,但原料成分的化学分析检测过程是滞后的,所以必须对原料的成分含量进行预测。

2 碱液成分含量的神经网络预测模型的设计

在配料的原料中,铝土矿、石灰等固体物料的成分及含量比较稳定,波动不大,可以将前一时刻的检测结果代入机理模型,预测生料浆质量。但用于配料的碱液的成分含量波动大,在现有的条件下难以进行实时检测,而且碱液成分含量的波动会造成每个质量指标的变化,所以利用机理模型进行预测之前,必须对碱液成分含量进行预测。碱液是从后续工艺返回的,每2h取样一次,主要检测水分、氧化钙、氧化钠、氧化硅、氧化铁和氧化铝等化学成分的含量。检测结果具有滞后性,但这些数据是按时间顺序排列的序列,表现着碱液成分变化的动态过程,所以必然蕴涵着碱液成分变化的信息。故可以通过大量的历史检测数据序列,建立碱液成分含量的预测模型。

人工神经网络ANN作为非线性时间序列建模的一种有力工具,已经被用来解决非线性时间序列的预测问题^[3]。它作为一种智能化建模方法,可逼近任意非线性函数,此方法已逐渐被应用于复杂冶炼过程的建模。为了减少神经网络的训练难度,本文采用多输入单输出的网络结构,对碱液中每种成

分的含量都建立一个神经网络预测模型。

考虑到网络的训练速度和各化学成分之间的综合影响,通过关联度分析^[4],选择 10 个数据作为输入。以预测氧化钙含量为例,神经网络的输入和输出分别为:前一时刻的氧化钠含量 x_1 、氧化硅含量 x_2 、氧化铁含量 x_3 、氧化铝含量 x_4 、水分含量 x_5 ;碱液中氧化钙过去连续 5 个时刻的含量 x_6 、 x_7 、 x_8 、 x_9 、 x_{10} ; y 为当前时刻的氧化钙含量。结构采用 3 层 BP 神经网络 BP3L-Y,有输入层、隐层和输出层。输入层和输出层的神经元个数分别为 10 和 1,隐含层神经元的个数按有关经验公式^[3, 5],确定为 20。网络的输入和输出关系可用下式描述:

$$y = \sum_{j=1}^{20} w_j^0 \tan \operatorname{sig} \left[\sum_{i=1}^{10} w_{ji}^H x_i + b_j^H \right] + b^0 \quad (3)$$

式中 w_{ji}^H 为第 j 个隐含层神经元到第 i 个输入变量的权值; b_j^H 为对应第 j 个隐含层神经元的阈值; w_j^0 为对应第 j 个隐含层神经元隐含层到输出层的权值; b^0 为输出神经元的阈值。 $\tan \operatorname{sig}()$ 为扩展的 sigmoid 函数^[5]:

$$\tan \operatorname{sig}(x) = 2/(1 + e^{-2x}) - 1 \quad (4)$$

碱液中其它化学成分含量的神经网络预测模型与其具有相同的结构,输入和输出量的选取也相似。为了确定网络的权值和阈值,从过程中抽取大量的统计数据,使用一种基本的 BP 学习算法,以 BP 网络实际输出和目标输出之差的均方作为目标函数,利用目标函数的梯度,不断调整权值和阈值,使目标函数达到最小。

在碱液成分含量可预测的基础上,可以利用式(1)和式(2)组成的机理模型预测生料浆的质量指标。但在实际生产过程,某些原料中由于 Na_2O 、 CaO 和 SiO_2 含量相对较低,没有检测其含量,造成这些成分信息不完全;另外,原料经过管磨机后会有一定的损失量。所以,机理模型是在一定假设条件下得到的,不能完全反映外界扰动对系统的干扰,基于物料平衡建立的机理模型只反映了确定因素对指标的影响,不能反映不确定因素对指标的干扰。因此,要提高模型精度,必须对预测结果进行一定的补偿。

3 GM(1, 1) 灰色模型的预测精度补偿

在灰色模型预测系统中提高预测精度的一种基本思想是“残差辨识”^[6-11]。所谓残差辨识就是将灰

色模型的预测值与原始值间的差建立 GM 灰色模型(一般是 GM(1, 1) 模型),称之为残差 GM 模型;再将残差 GM 模型预测值加于原来的预测值上,以提高模型精度。基于这一思想,式(2)的结果作为预测值,对应时刻的实际值作为原始值,对其残差建立 GM(1, 1) 模型,把预测结果作为质量预测模型的补偿。

取质量指标原始时间数列

$$\{y(i)\} = \{y(1), y(2), \dots, y(n)\} \quad (5)$$

$$\{\hat{y}(i)\} = \{\hat{y}(1), \hat{y}(2), \dots, \hat{y}(n)\} \quad (6)$$

式(5)为生料浆指标实际值时间数列,式(6)为机理模型的预测值时间数列;两式相减生成偏差初始数列 $\epsilon^{(0)}(i)$,

$$\{\epsilon^{(0)}(i)\} = \{\epsilon^{(0)}(1), \epsilon^{(0)}(2), \dots, \epsilon^{(0)}(n)\} \quad (7)$$

其中

$$\epsilon^{(0)}(i) = y(i) - \hat{y}(i)$$

为了满足 GM(1, 1) 模型原始数列的非负性,

令

$$\epsilon_{\min} = \min_{i \in N} \epsilon^{(0)}(i), N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$$

构造新数列

$$\{\dot{\epsilon}^{(0)}(i)\} = \{\dot{\epsilon}^{(0)}(1), \dot{\epsilon}^{(0)}(2), \dots, \dot{\epsilon}^{(0)}(n)\} \quad (8)$$

其中

$$\dot{\epsilon}^{(0)}(i) = \epsilon^{(0)}(i) + |\epsilon_{\min}| \quad (9)$$

则其一次累加生成数列为

$$\{\dot{\epsilon}^{(1)}(i)\} = \{\dot{\epsilon}^{(1)}(1), \dot{\epsilon}^{(1)}(2), \dots, \dot{\epsilon}^{(1)}(n)\} \quad (10)$$

其中 $\dot{\epsilon}^{(1)}(i) = \sum_{k=1}^i \dot{\epsilon}^{(0)}(k)$, $i = 1, 2, \dots, n$; 对累加生成的序列 $\dot{\epsilon}^{(1)}$ 建立 GM(1, 1) 模型,即

$$\frac{d\dot{\epsilon}^{(1)}}{dt} + a\dot{\epsilon}^{(1)} = u \quad (11)$$

这种白化型模型的解为

$$\dot{\epsilon}^{(1)}(k) = \left[\dot{\epsilon}^{(1)}(1) - \frac{u}{a} \right] e^{-a(k-1)} + \frac{u}{a} \quad (12)$$

对系数 a 、 u , 在最小二乘法准则下,记系数向量 $p = [a, u]^T$, 则其满足:

$$p = \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N \quad (13)$$

其中,

$$\mathbf{y}_N = [\dot{\epsilon}^{(0)}(2), \dot{\epsilon}^{(0)}(3), \dots, \dot{\epsilon}^{(0)}(n)]^T \quad (14)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[\dot{\epsilon}^{(1)}(1) + \dot{\epsilon}^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[\dot{\epsilon}^{(2)}(1) + \dot{\epsilon}^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[\dot{\epsilon}^{(1)}(n) + \dot{\epsilon}^{(1)}(n-1)] & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

由式(12)得出的输出值为累加值并非真实输出值。要得到真实输出值 $\epsilon^{(0)}$, 还应该对这些数据还原, 即先进行累减生成, 再进行数值下移。累减生成的基本关系式为

$$\begin{aligned} \epsilon^{(0)}(1) &= \epsilon^{(1)}(1) \\ \epsilon^{(0)}(k+1) &= \epsilon^{(1)}(k+1) - \epsilon^{(1)}(k) \\ (k &= 1, 2, 3, \dots, n, n+1, \dots) \end{aligned}$$

另外, 由式(9)可进行下移还原, 得

$$\epsilon^{(0)} = \epsilon^{(0)}(k) - |\epsilon_{\min}|$$

在上述建模过程中, 为了及时校正预测方程的参数以适应因随机扰动等原因引起的时变, 需要不断补充新信息; 同时为了避免随着信息的增加, 计算机内存不断扩大, 建模运算量不断增大的困难, 需要保持建模维数不变。为此建立了新陈代谢 GM(1, 1) 模型, 也就是说每次采得新数据后, 式(5)、(6)所表示的数列中分别去掉最老的一个数据 $y(1)$ 、 $\hat{y}(1)$, 增加一个最新数据 $y(n+1)$ 、 $\hat{y}(n+1)$, 然后用新数据组

$$\begin{aligned} \{y(i)\} &= \{y(2), y(3), \dots, y(n+1)\} \\ \{\hat{y}(i)\} &= \{\hat{y}(2), \hat{y}(3), \dots, \hat{y}(n+1)\} \end{aligned}$$

生成残差初始数列 $\{\epsilon^{(0)}(i)\} = \{\epsilon^{(0)}(2), \epsilon^{(0)}(3), \dots, \epsilon^{(0)}(n+1)\}$, 重新估计参数 $\mathbf{p} = [a, b]^T$ 。如此不断循环, 使初始数列不断地进行新陈代谢。

4 生料浆质量预测模型的智能集成

为实现生料浆质量的实时预测, 本文应用智能集成建模的思想^[12-15], 将上面建立的神经网络预测模型、机理模型及 GM(1, 1) 补偿模型进行集成。在集成结构中, 基于物料平衡的机理模型作为基模型块; 碱液成分含量的神经网络预测模型嵌套在机理模型中, 作为机理模型的输入变量; GM(1, 1) 补偿模型与机理模型进行并联集成, 其输出作为机理模型输出的补偿。该综合模型的集成形式如图 1 所示。

由于神经网络模型与 GM(1, 1) 模型都是基于历史时间序列的, 随着时间的推移, 生产条件、对象特性和工作点都可能发生变化, 因此采用生料浆指标的预测值与实际值之差, 对模型进行在线修正, 以适应新的工作点。

5 预测模型的验证

为了检验方法的有效性, 从实际生产过程中取 50 组数据, 利用智能集成预测模型输出预测值, 并将预测值与实际值比较, 结果如图 2 所示, 其中实线表示生料浆指标的实际值, 虚线表示预测值。

从图中可以看出, 智能集成预测模型对生料浆 3 个指标的预测值与实际值变化趋势一致。智能集成预测模型的误差及其与机理模型的预测误差的对照列于表 1。可见, 与机理模型相比, 智能集成的预测模型精度大大提高, 反映了生料浆各指标的变化趋势, 可以为生产过程提供有益的参考。

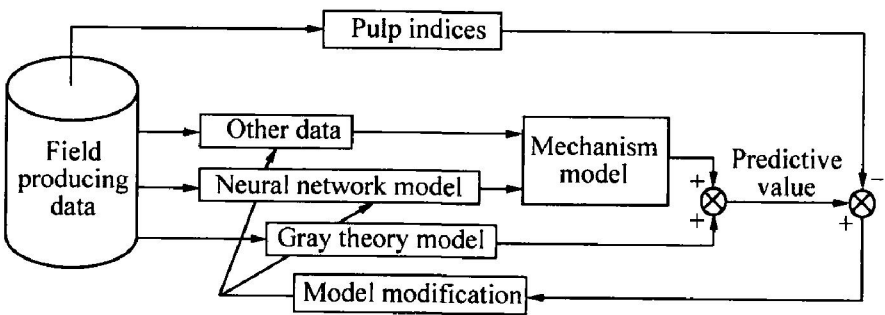


图 1 生料浆预测模型的集成

Fig. 1 Integration of quality predication model for raw mix slurry

表 1 智能集成预测模型的误差及其与机理模型的预测误差的对照

Table 1 Errors of intelligent integrated model and contrast with those of mechanism model

Index	Intelligent integrated model		Mechanism model	
	Absolute errors	Relative errors	Absolute errors	Relative errors
N/R	0.05	4.6%	0.24	22%
C/S	0.08	3.8%	0.23	10%
A/S	0.31	6.6%	0.81	17%

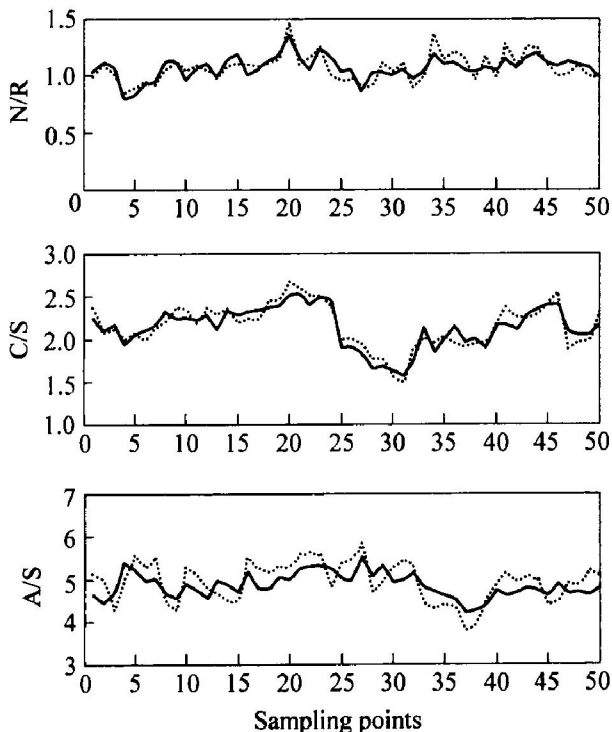


图 2 智能集成模型的验证

Fig. 2 Verification of intelligent integrated model

6 结论

1) 根据原料的化学成分含量及下料量(配比),可建立基于物料平衡的生料浆质量预测的机理模型,但利用该模型预测生料浆指标时,必须知道原料的成分含量及配比。在配料的原料中,铝土矿、石灰等固体物料的成分及含量比较稳定,波动不大,可以将前一时刻的检测结果作为机理模型的输入变量,但碱液成分含量波动大,在现有的条件下难以进行实时检测。本文对碱液成分含量建立了神经网络预测模型,其输出的预测值可作为机理模型的输入变量。

2) 根据灰色理论,对机理模型的残差建立 GM(1, 1) 预测模型,并采用并联形式和机理模型

有机结合,可提高生料浆指标的预测精度。

3) 通过对机理模型、神经网络预测模型和 GM(1, 1) 补偿模型的集成,可构成完整的生料浆质量集成预测模型。利用生产现场的数据对该预测模型进行验证表明,模型能获得满意的预测精度,其应用可使生料浆质量得到显著的提高。

REFERENCES

- [1] 杨重愚. 轻金属冶金学[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1991. 75.
YANG Chong-yu. Light Metals Metallurgy[M]. Beijing: Metallurgy Industry Press, 1991. 75.
- [2] 陈红武, 王新武. 稳定熟料指标降低氧化铝工艺能耗[J]. 有色金属节能, 2001(1): 13-15.
CHEN Hong-wu, WANG Xin-wu. Stabilized curing material index and lowered technical energy consumption of alumina[J]. Energy Saving of Non-ferrous Metallurgy, 2001(1): 13-15.
- [3] ZHANG Sheng, LIU Hong-xing, GAO Dun-tang, et al. Determining the input dimension of a neural network for nonlinear time series prediction[J]. Chinese Physics, 2003, 12(6): 594-598.
- [4] Martin S. Neural networks in real world applications[J]. IEEE Expert, 1996, 11(4): 8-9.
- [5] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural Network Design[M]. Boston: PWS Publishing, 1996. 112-202.
- [6] Jer H S, Lo H C. Control of an inverted pendulum using gray prediction model[J]. IEEE Trans on Industrial Application, 2000, 36(2): 452-458.
- [7] 邹健, 杨莹春, 诸静. 基于灰色模型的预测模糊控制策略及其应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 12-14.
ZOU Jian, YANG Ying-chun, ZHU Jing. Design of grey model based predictive controllers and its application[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(9): 12-14.
- [8] 吕安民, 柯美忠, 李成名, 等. 灰色系统模型在时间序列模式中的应用研究[J]. 微机发展, 2002, 12(5): 41-43.
LÜ An-min, KE Mei-zhong, LI Cheng-ming, et al. Application investigation of grey system model in time series models[J]. Microcomputer Development, 2002, 12(5): 41-43.
- [9] 孙才新, 毕为民, 周淦, 等. 灰色预测参数模型新模式及其在电气绝缘故障预测中的应用[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(5): 788-801.

- SUN Caixin, BI Weimin, ZHOU Quan, et al. New gray prediction parameter model and its application in electrical insulation fault prediction[J]. Control Theory & Applications, 2003, 20(5): 788 - 801.
- [10] 胡 军, 梅 炽, 李欣峰, 等. 吹炼炉入炉铜硫品位的灰色预测[J]. 中国有色金属学报, 2000, 10(5): 736 - 739.
- HU Jun, MEI Chi, LI Xinfeng, et al. Grey prediction grade of matte added into converting furnace[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2000, 10(5): 736 - 739.
- [11] 王雅琳. 智能集成建模理论及其在有色冶炼过程优化控制中的应用研究[D]. 长沙: 中南大学, 2001.
- WANG Yalin. Intelligent Integrated Modeling and the Application in Optimal Control of Nonferrous Metallurgical Process[D]. Changsha: Central South University, 2001.
- [12] Cho S Z, Cho Y J, Yoon S C. Reliable roll force prediction in cold mill using multiple neural networks [J]. IEEE Tran Neural Networks, 1997, 8(4): 874 - 880.
- [13] Wang L X, Wan F. Structured neural networks for constrained model predictive control[J]. Automatica, 2001, 37: 1235 - 1243.
- [14] 杜玉晓, 吴 敏, 岑丽辉, 等. 铅锌烧结过程的集成建模方法及智能优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(8): 1458 - 1463.
- DU Yuxiao, WU Min, CEN Lihui, et al. Integrated modeling method and interlligent optimization algorithm for lead-zinc sintering process[J]. Mini-micro Systems. 2004, 25(8): 1458 - 1463.
- [15] 杜玉晓, 吴 敏, 桂卫华. 面向生产目标的铅锌烧结过程智能集成建模与优化控制技术[J]. 中国有色金属学报, 2004, 14(1): 142 - 148.
- DU Yuxiao, WU Min, GUI Weihua. Intelligent integrated modelling and optimization control technology of product-orient for lead-zinc sintering process [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2004, 14(1): 142 - 148.

(编辑 陈爱华)