

[文章编号] 1004- 0609(2002)01- 0191- 05

# 基于最优组合算法的烧结终点集成预测模型<sup>①</sup>

王亦文, 桂卫华, 王雅琳

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

**[摘要]** 针对铅锌烧结工艺过程, 提出一种集成的烧结终点预测模型。首先利用具有自适应能力和逼近任意非线性函数的神经网络技术建立烧结终点预测模型; 其次利用总结专家知识和操作者经验的模糊逻辑规则建立烧结终点预测模型; 最后采用最优组合算法综合集成两种模型作为烧结终点的预测模型。实际预测结果表明: 利用集成方法建立的预测模型能够较为准确地反映实际生产过程, 具有较高的预测精度。

**[关键词]** 铅锌烧结过程; 烧结终点; 集成建模; 最优组合算法

**[中图分类号]** TP 273

**[文献标识码]** A

铅锌烧结过程是一个具有大惯性、强耦合、纯滞后、分布参数和显著不确定性的非线性系统<sup>[1]</sup>。它生产出的烧结块直接作为密闭鼓风炉熔炼的原材料, 所以烧结过程的稳定性与烧结块质量的好坏, 对密闭鼓风炉生产效益有着举足轻重的影响, 因此研究烧结过程的控制有着重要的意义<sup>[2]</sup>。也有许多学者在工艺上对烧结过程进行不少改进, 取得较好的效果<sup>[3]</sup>。

烧结过程的控制研究初期着重于数学模型研究, 有了一定进展。然而烧结过程影响因素繁杂而可测参数有限, 大多数基于机理分析的传统数学模型难以准确描述这个复杂的动态系统<sup>[4]</sup>。随着人工智能技术的发展以及在各个领域的广泛应用, 其中智能集成建模技术已经成为复杂工业过程建模的主流。烧结终点是烧结过程的一个非常重要的状态参数, 本文作者提出一种集成神经网络和模糊逻辑规则的烧结终点的预测模型。神经网络模拟人的直观性思维, 特色在于信息的分布式存储和并行协同处理, 具有集体运算和自适应能力, 可以逼近任意的非线性函数关系; 模糊逻辑模拟人的逻辑性思维, 将专家和操作人员的经验表达为规则的形式, 与神经网络相似, 可以用有限的规则近似任意的非线性函数关系, 并对系统的扰动不敏感<sup>[5]</sup>。综合集成两种模型, 作为烧结终点的建模, 既能使模型具有自适应能力, 又能消除过程的不确定因素。

## 1 烧结过程描述

烧结过程有多道工序, 首先将铅锌精矿和返粉按成分要求配成烧结原料, 经过干燥、制粒后得到水分和粒度均匀的烧结混合料, 均匀地铺在烧结机上, 点火并鼓风烧结, 使混合料进行强烈的氧化脱硫反应, 固结成成分合适、具有一定强度和空隙度的铅锌烧结块。

烧结过程有三类参数, 即操作参数、状态参数及指标参数。烧结终点状态是烧结过程一个非常重要状态参数之一, 与烧结块的质量、生产率和能源消耗有着密切的关系<sup>[6]</sup>。若烧结终点位置靠前, 则台车的利用率低、影响产量; 烧结终点的位置靠后, 使烧结块的冷却不够, 烧结块比较脆, 破碎以后的烧结块结块率差。从过程控制的角度看, 烧结过程可以看成这样一个系统: 一定的操作参数作用于系统, 便有一定的状态参数和指标参数与之对应。所以烧结过程控制思想是希望控制操作参数, 使状态参数运行于稳定优化状态, 最终得到优化指标。烧结过程从配料到产出烧结块大约要 1 h, 过程存在严重的滞后现象, 所以要实现烧结终点的实时优化控制, 首先要建立烧结终点的预测模型, 对烧结终点状态进行实时准确的预测, 然后设计基于预测模型的优化控制系统调节操作参数, 最终得到优化的指标参数。因此, 研究烧结终点的预测和控制, 对于稳定烧结过程的运行、提高烧结块的质量和产量有着非常重要的现实意义。

① [基金项目] 国家 863/CMIS 基金资助项目(863- 511- 9845- 003); 国家 863/CMIS 基金资助项目(863- 511- 945- 014)

[收稿日期] 2000- 11- 12; [修订日期] 2001- 02- 21

[作者简介] 王亦文(1973- ), 男, 硕士研究生。

## 2 烧结终点集成预测模型

### 2.1 烧结终点的表示和影响因素

烧结终点(Burning Through Point)简称 BTP。它表示随着燃烧点逐渐向烧结混合料表面移动,最终在料层表面烧穿时所对应的烧结机的位置。BTP 实际计算是根据烧结床层表面烟气温度分布,利用二次插值法计算求得。

计算公式如下:

$$T_k = AX_k^2 + BX_k + C \tag{1}$$

式中  $X_k$  表示风箱位置,  $T_k$  是  $X_k$  风箱所对应的温度,  $A$ ,  $B$  和  $C$  是待定系数。

选择所测烟气温度最高点及相邻两点温度,以及分别对应的风箱位置,代入式(1)求系数  $A$ ,  $B$  和  $C$ ,二次方程的极值就是实际的烟气最高温度,对应的  $X_k$  是烧结终点位置。

影响 BTP 的影响因素多且复杂,经过机理分析决定 BTP 主要是料层垂直烧结速度和台车速度,垂直烧结速度取决于烧结料层的透气性,所以选用透气性和台车速度来预测 BTP。

### 2.2 烧结终点神经网络预测模型

BP 神经网络已经成为目前应用十分广泛的一种神经网络<sup>[7]</sup>。BP(Error Back Propagation)算法简单,参数适当时能够收敛到较小的均方差,权值的解有一定的容错范围等特点,但收敛速度慢。作者采用 L-M 算法来更新网络参数,加快收敛速度。

选择神经网络模型结构如图 1 所示的 MISO 的前馈 BP 网络结构。输入矢量为  $X = (X_1, X_2, \dots, X_{m-1}, X_m)^T$ ,输出量  $Y$  是单输出变量,中间层为 1 层,有  $L$  个隐节点,激活函数为 Sigmoid 函数,即

$$f(x) = (1 + e^{-x})^{-1} \tag{2}$$

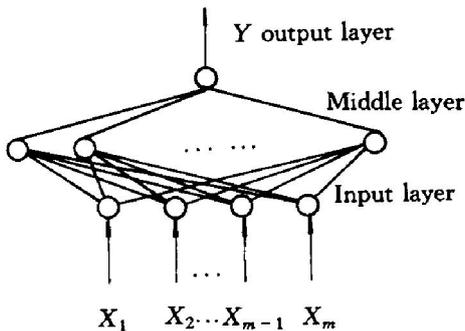


图 1 神经网络模型结构

Fig. 1 Structure of ANN model

隐含层第  $i$  个神经元的输出为

$$o^1(i) = f^1[\sum_{j=1}^m w^1(i, j)X(j) + \theta^1(i)] \tag{3}$$

输出层的输出为

$$Y = o^2 = f^2[\sum_{j=1}^L w^2(i, j)o^1(j) + \theta^2] \tag{4}$$

式中  $w^k(i, j)$  和  $\theta^k$  分别为第  $k$  层的权重和阈值,  $f^k(\cdot)$  为第  $k$  层的的激活函数。

与 Quasi-Newton 算法类似, L-M 算法<sup>[8, 9]</sup>也是以二阶速度学习,但其不用计算 Hessian 矩阵。如误差函数为如下平方和形式

$$E(W) = \sum_{q=1}^Q (y_q - \hat{y}_q)^2 = \sum_{q=1}^Q e_q^2(W) \tag{5}$$

式中  $y_q$  和  $\hat{y}_q$  分别对应于第  $q$  次输入的期望输出和模型输出。  $e_q = y_q - \hat{y}_q$  为第  $q$  次输入的误差,  $Q$  为样本数,  $W$  为网络参数,其形式为

$$W = [w^1(1, 1), w^1(1, 2), \dots, w^1(m, L), \theta^1(1), \theta^1(2), \dots, \theta^1(L), w^2(1), w^2(2), \dots, w^2(L), \theta^2] \tag{6}$$

则网络参数的更新公式为

$$W_{k+1} = W_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \tag{7}$$

式中  $J$  为 Jacobian 矩阵,它为网络误差对权重和阈值的一阶导数,可由标准 BP 方法算得。  $e = [e_1, e_2, \dots, e_Q]^T$  为网络误差向量。另外,在学习过程中若误差函数经迭代后减小,  $\mu$  参数也按一给定的比率减小;若误差函数经迭代后增加,  $\mu$  参数也按一给定的比率增加,保证算法的收敛性。

这里选择的输入矢量为  $X = (\text{透气性}, \text{台车速度})^T$ ,输出量为  $Y$  是烧结终点,中间层为 1 层,有 10 个隐节点。

### 2.3 烧结终点的模糊逻辑规则预测模型

通过机理分析以及总结烧结专家知识和现场操作人员的经验,确定以下操作模糊规则。其中,输入变量是烧结过程的透气性和台车速度,预测输出变量是 BTP。规则如下:

- Rule 1: IF(透气性 很好) AND (台车速度 很慢) THEN (BTP 很靠前);
- Rule 2: IF(透气性 很好) AND (台车速度 慢) THEN (BTP 靠前);
- Rule 3: IF(透气性 很好) AND (台车速度 适中) THEN (BTP 靠前);
- Rule 4: IF(透气性 很好) AND (台车速度 快)

- THEN (BTP 适中);
- Rule 5: IF(透气性 很好) AND (台车速度 很快)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 6: IF(透气性 好) AND (台车速度 很慢)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 7: IF(透气性 好) AND (台车速度 慢)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 8: IF(透气性 好) AND (台车速度 适中)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 9: IF (透气性 好) AND (台车速度 快)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 10: IF(透气性 好) AND (台车速度 很快)
- THEN (BTP 靠后);
- Rule 11: IF(透气性 适中) AND (台车速度 很慢)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 12: IF(透气性 适中) AND (台车速度 慢)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 13: IF(透气性 适中) AND (台车速度 适中)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 14: IF(透气性 适中) AND (台车速度 快)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 15: IF(透气性 适中) AND (台车速度 很快)
- THEN (BTP 靠后);
- Rule 16: IF (透气性 差) AND (台车速度 很慢)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 17: IF (透气性 差) AND (台车速度 慢)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 18: IF (透气性 差) AND (台车速度 适中)
- THEN (BTP 适中);
- Rule 19: IF (透气性 差) AND (台车速度 快)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 20: IF (透气性 很差) AND (台车速度 很快)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 21: IF (透气性 很差) AND (台车速度 很慢)
- THEN (BTP 靠前);

- Rule 22: IF (透气性 很差) AND (台车速度 慢)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 23: IF (透气性 很差) AND (台车速度 适中)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 24: IF (透气性 很差) AND (台车速度 快)
- THEN (BTP 靠前);
- Rule 25: IF (透气性 很差) AND (台车速度 很快)
- THEN (BTP 很靠后)。

对输入输出变量进行模糊划分, 采用能较好地反映工业过程控制的三角隶属函数。

根据上述的规则模型预测  $BTP$  ( $tqx$  表示透气性;  $cs$  表示台车速度;  $BTP$  表示烧结终点)。得到:

Rule  $i$ :

如果  $tqx$  为  $A_i$  且  $cs$  为  $B_i$ , 则  $BTP$  为  $C_i$ ;  $i = 1, 2, \dots, 25$

式中  $tqx \in U_1, cs \in U_2, BTP \in V$  都是语言变量。 $A_i, B_i$  和  $C_i$  分别是论域  $U_1, U_2$  和  $V$  上用模糊集表示的模糊概念, 一条“IF—THEN”规则可以转换成一个积空间  $U_1 \times U_2 \times V$  中的模糊关系  $R(A_i, B_i; C_i)$ 。设  $U_1, U_2$  上的模糊集合  $A', B'$  为模糊输入, 每一条模糊“如果—则”规则将对应于  $V$  上的模糊集合  $C'$ 。

采用玛达尼推理方法所得推理结果:

$$C'' = (A' \text{ AND } B') \cdot \{[(A_1 \text{ AND } B_1) \rightarrow C_1] \cup \dots \cup [(A_{25} \text{ AND } B_{25}) \rightarrow C_{25}]\}$$

$$= C'_1 \cup C'_2 \cup \dots \cup C'_{25} \quad (8)$$

式中  $C'_i = (A' \text{ AND } B') \cdot [(A_i \text{ AND } B_i) \rightarrow C_i]$

这里采用 Sup product 代数积合成运算, 总推理的平滑性得到改善。得到

$$\mu_c^i(BTP) = \text{Sup}_{[tqx, cs] \in U} [\mu_{A_i \times B_i} \rightarrow C_i \cdot ([tqx, cs], BTP) \cdot \mu_{A' \times B'} \cdot ([tqx, cs])] \quad (9)$$

在推理得到的模糊集合中取一个相对能代表这个模糊集合的单值的过程是解模糊判决。采用重心法平均解模糊判决。结果如下:

$$f_{BTP}(tqx, cs) = \frac{\sum_{i=1}^{25} \sum_{j=1}^{10} BTP_j \cdot [\mu_c^i(BTP_j)]}{\sum_{i=1}^{25} \sum_{j=1}^{10} \mu_c^i(BTP_j)} \quad (10)$$

## 2.4 烧结终点预测模型的集成

神经网络模型反映系统的实时特性, 具有自适应能力; 而模糊规则模型反映系统运行机理的、本

质的特性, 描述系统变化的必然趋势。两种模型不是相互排斥, 而是既相互独立又互相补充<sup>[10]</sup>。作者采用组合优化算法综合集成两种模型, 得到烧结终点的建模结构图如图2所示。

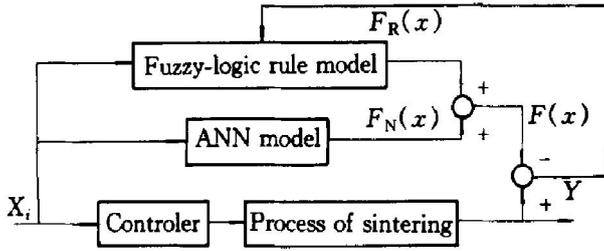


图2 集成建模的结构图

Fig. 2 Structure of integrated model

预测模型的输出结果为

$$F(x) = k_1 F_R(x) + (1 - k_1) F_N(x) \quad (11)$$

### 2.5 求最优加权系数 $K_1$ 的算法

设有两种预测方法<sup>[11]</sup>。记  $y_t$  为实际输出值,  $t = 1, 2, \dots, N$ ;  $f_{it}$  为第  $i$  种方法的预测值,  $i = 1, 2, t = 1, 2, \dots, N$ ;  $e_{it} = f_{it} - y_t$  为第  $i$  种方法的预测误差,  $i = 1, 2, t = 1, 2, \dots, N$ ;  $k_i$  为第  $i$  种方法的加权系数,  $i = 1, 2$ ;  $\sum_{i=1}^2 k_i = 1, f_t = \sum_{i=1}^2 k_i f_{it}$  为组合预测方法的预测值,  $t = 1, 2, \dots, N$ ;  $e_t = f_t - y_t = \sum_{i=1}^2 k_i e_{it}$  为组合预测方法的误差,  $t = 1, 2, \dots, N$ 。

记组合预测方法的预测误差平方和为  $J =$

$$\sum_{t=1}^N e_t^2, \text{ 则有}$$

$$J = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 [k_i k_j (\sum_{t=1}^N e_{it} e_{jt})] \quad (12)$$

记加权系数向量为  $\mathbf{K} = [k_1, k_2]^T$ , 第  $i$  种预测方法的预测误差向量  $\mathbf{E}_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{iN}]^T$ , 预测误差矩阵  $\mathbf{e} = [\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2]$ , 则  $J$  也可简洁地表示为

$$J = \mathbf{e}^T \mathbf{e} = \mathbf{K}^T \mathbf{E}_{(2)} \mathbf{K} \quad (13)$$

式中

$$\mathbf{E}_{(2)} = \begin{bmatrix} E_{11} & E_{12} \\ E_{21} & E_{22} \end{bmatrix} \quad (14)$$

而  $E_{ij} = E_{ji} = \mathbf{E}_i^T \mathbf{E}_j, E_{ii} = \mathbf{E}_i^T \mathbf{E}_i = \sum_{t=1}^N e_{it}^2, E_{ii}$  为第  $i$  种方法的预测误差平方和。

使组合预测方法的误差平方和  $J$  最小的加权系数为

$$k_1 = \frac{E_{22} - E_{12}}{E_{11} + E_{22} - 2E_{12}}, k_2 = 1 - k_1 \quad (15)$$

根据实际计算求得  $k_1 = 0.41, k_2 = 0.59$ 。预测均方差为 0.024。

## 3 仿真结果

取 400 组预处理过数据, 包括异常数据的剔除、时间滞后对应和取平均值滤波, 输入输出变量对应组成训练模式对。300 组数据对神经网络模型进行拟合, 100 组数据进行预测。各种模型预测结果如图 3 所示。

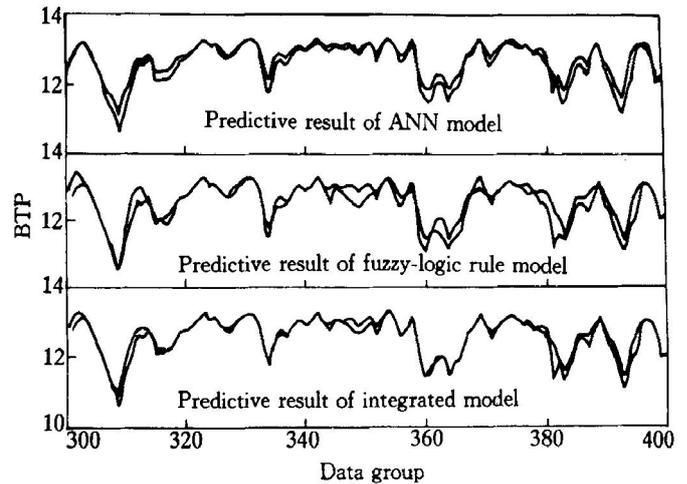


图3 各种模型预测结果对比

Fig. 3 Comparison of predictive results using different model

## 4 结语

针对复杂的烧结工艺过程, 提出了烧结终点两种不同的建模方法, 利用最优组合预测算法对两种模型进行综合集成。仿真结果和工艺过程一段时间的离线指导运行, 都表明该方法是可行的。

### [ REFERENCES ]

[1] 柴天佑, 荣莉, 马庆云. 智能控制在我国轧钢炉窑控制中的应用 [J]. 冶金自动化, 2000, 1: 7- 11. CAI Tian-yu, RONG Li, MA Qing-yun. Application of intelligent control technology in reheating furnances control for rolling process [J]. Metallurgic Industry Automation, 2000, 1: 7- 11.

[2] WANG Ya-lin, GUI Wei-hua, CHEN Xiao-fang, et al. Neural network modeling for composition prediction of Pb-Zn sinter in imperial smelting process [A]. Proceedings of the Annual Chinese Automation Conference in the UK [C]. Derby, England, 1999(Sept): 21- 24.

- [3] 李仕雄, 张传福, 童长细, 等. 提高铅锌烧结结块率的新型高效粘结剂 [J]. 中国有色金属学报, 2000, 10(4): 569–571.  
LI Shi-xiong, ZHANG Chuan-fu, TONG Chang-xi, et al. New highly effective binder for lead-zinc sintering [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2000, 10(4): 569–571.
- [4] 范晓慧, 李桃, 姜涛. 人工智能技术在烧结过程控制中的应用 [J]. 矿冶工程, 1998, 18(9): 67–70.  
FAN Xiaohui, LI Tao, JIANG Tao. Application of artificial intelligence on controll of sintering process [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 1998, 18(9): 67–70.
- [5] 张昊, 吴捷, 郁滨. 应用模糊神经网络进行负荷预测的研究 [J]. 自动化学报, 1999, 25(1): 61–67.  
ZHANG Hao, WU Jie, YU Bin. Applying fuzzy neural network to load forecast [J]. Acta Automatica Sinica, 1999, 25(1): 61–67.
- [6] 范晓慧, 黄天正, 陈蓁. 烧结控制专家系统(III) [J]. 中南工业大学学报, 1998, 29(6): 535–537.  
FAN Xiaohui, HUANG Tianzheng, CHEN Jin. Expert system for controlling sintering process(III) [J]. Journal of Central South University of Technology, 1998, 29(6): 535–537.
- [7] 王亦文, 桂卫华, 王雅琳. 基于专家规则模糊分类的烧结透气性分布式神经网络模型 [J]. 中南工业大学学报, 2000, 10(31): 843–846.  
WANG Yiwen, GUI Weihua, WANG Yalin. A distributed neural network model for predicting the permeability of sintering process based on fuzzy-classification with expert rules [J]. Journal of Central South University of Technology, 2000, 10(31): 843–846.
- [8] Hagan M T, Demourth H B, Beale M H. Neural Network Design [M]. Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
- [9] Hagn M T, Menhaj M. Training feed forward network with the Marquardt algorithm [J]. IEEE Trans on Neural Network, 1994, 5(6): 989–993.
- [10] 万维汉, 史维祥. 镍闪速炉熔炼过程的模糊建模 [J]. 冶金自动化, 2000, 2: 9–12.  
WAN Weihuan, SHI Weixiang. Fuzzy modeling of nickel flash smelting process [J]. Metallurgic Industry Automation, 2000, 2: 9–12.
- [11] 唐小我. 经济预测与决策新方法及其应用研究 [M]. 成都: 电子科技大学出版社, 1997.  
TANG Xiaowo. Economic Forecast and New Decision Method and Its Application Research [M]. Press of University of Electronics Science and Technology of China, 1997.

## Integrated model for predicting burning through point of sintering process based on optimal combination algorithm

WANG Yiwen, GUI Weihua, WANG Yalin

(College of Information Science and Engineering, Central South University,  
Changsha 410083, China)

**[Abstract]** For the complicated Pb-Zn sintering process, an approach that integrates two models to predicting the burning through point(BTP) was presented. The first method uses BP neural network and Levenberg-Marquardt algorithm to predict BTP; the second method uses metallurgical and control expert knowledge and skilled operator experiences of the sintering process. Two results are combined by using optimal combination algorithm as general modeling results of the burning through point. Through the analysis of the industrial site modeling experiment, the results show that the integration of two model can show the real-time production exactly.

**[Key words]** Pb-Zn sintering process; burning through point; integration modeling; optimal combination algorithm

(编辑 何学锋)