

# 基于烟气温度场分布的烧穿点智能集成预测方法

吴敏<sup>1</sup> 徐辰华<sup>1</sup>

**摘要** 铅锌密闭鼓风烧结过程具有强非线性、时变和时滞等特性. 本文在分析过程热状态的基础上, 通过研究烧结机烟气温度梯度分布, 建立烟气温度分布烧穿点软测量判断模型, 结合烧穿点的动态特性, 运用智能集成建模的思想, 提出采用神经网络方法建立工艺参数预测模型, 采用灰色理论建立烟气温度分布时间序列预测模型, 通过模糊组合器综合与协调两个模型来预测烧穿点位置. 实际运行结果表明, 智能集成预测方法为铅锌烧结过程烧穿点的判断和预测提供了一种可行、有效的解决思路, 为实现过程的状态优化奠定了基础.

**关键词** 铅锌烧结过程, 烧穿点, 烟气温度场分布, 工艺参数预测模型, 时间序列预测模型, 集成预测模型  
中图分类号 TP2

## An Intelligent Integrated Predictive Method Based on Gas Temperature Profile for Burn-through Point

WU Min<sup>1</sup> XU Chen-Hua<sup>1</sup>

**Abstract** The features of the lead-zinc imperial sintering process include strong nonlinearity, time variance, large time delay, and so on. Based on an analysis of heat state, the gas temperature profile for the sintering apparatus was investigated; a soft-sensor model of the burn-through point (BTP) was developed. Technological-parameter-based and time-sequence-based predictive models that take the dynamic features of the BTP into account were established; they were designed using neural networks and grey theory, respectively. Then, based on the concept of intelligent integration, the synthesis and coordination of these two models was implemented through a fuzzy classifier. The results of actual runs show that intelligent integration provides a practical and effective way of predicting the BTP, which, in turn, serves as a basis for implementing state optimization in the lead-zinc sintering process.

**Key words** Lead-zinc sintering process, burn-through point (BTP), gas temperature profile, technological-parameter-based predictive model, time-sequence-based predictive model, integrated predictive model

### 1 引言

铅锌密闭鼓风烧结过程是一个具有强非线性、时变和时滞的复杂系统, 烧结生产的目标是提供成分合适、透气性好、具有一定机械强度和还原性的烧结块, 满足鼓风机还原熔炼的要求<sup>[1, 2]</sup>. 烧穿点 (Burn-through point, BTP) 作为烧结过程的一个重要状态变量, 反映了物料燃烧状况, 是判断生产过程正常与否的重要标志之一. BTP 位置直接影响到烧结矿的质量和产量, 是烧结过程控制的重要环节<sup>[3]</sup>. 烧结过程存在严重滞后, BTP 以及相关参数难以直接测量, 所以进行烧结过程 BTP 判断和预测模型的研究, 实现 BTP 状态的实时准确预测, 对实现过程的状态优化、稳定烧结块质量和产量具有重

要的现实意义, 目前已成为国内外广泛关注的一个重要课题.

目前铅锌烧结过程 BTP 的判断和控制基本上凭人工经验实现. 烟气流向、测温热电偶检测位置和插入深度等因素影响 BTP 判断的准确性, 易造成工况波动严重, 发生过烧或欠烧, 使设备过早磨损、成本增加, 影响烧结块质量和产量的提高. 用于 BTP 判断的方法通常有废气温度法、废气成分判断法和负压法<sup>[4]</sup>, 但是容易出现 BTP 的判断失真、大误差等情况, 难以解决不可测和难测量参数的控制问题.

在工艺方面, 铅锌工业和钢铁工业存在很大区别. 铅锌烧结机是密闭的, 属于鼓风烧结; 钢铁烧结机是敞开的, 属于抽风烧结. 近年来, 许多冶炼企业的烧结过程通过建立被测参数模型和采用软测量技术实现参数的在线检测, 取得了成功应用<sup>[5~12]</sup>. 如日本川崎钢铁公司水岛厂开发的烧结过程诊断专家系统, 实现了 BTP 的预报和自动控制<sup>[13]</sup>; 奥钢联公司利用模糊逻辑方法控制 BTP, 改善了生产操作条件, 取得较好的效益<sup>[14]</sup>. 钢铁烧结过程控制在数学模型方面的研究, 取得了一定进展<sup>[15, 16]</sup>. 然而, 铅锌烧结过程相对于铁矿石烧结过程而言, 影响因素繁杂

收稿日期 2006-8-17 收修改稿日期 2007-6-18  
Received August 17, 2006; in revised form June 18, 2007  
国家杰出青年科学基金 (60425310) 和国家高技术研究发展计划 (863 计划)(2006AA04Z172) 资助  
Supported by National Science Fund for Distinguished Youth Scholars of China (60425310), and National High Technology Research and Development Program of China (863 Program)(2006AA04Z172)  
1. 中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083  
1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083  
DOI: 10.1360/aas-007-1313

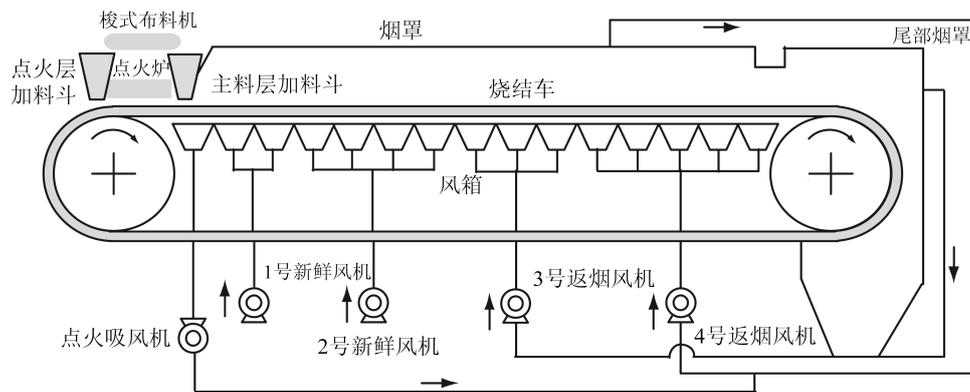


图1 DL型移动带式鼓风烧结机

Fig. 1 Dwight-Lloyd sintering machine

而且可测参数有限, 导致大多数基于机理分析的传统数学模型或单一的模型难以准确描述这个复杂的动态过程. 随着人工智能技术的发展以及在各个领域的广泛应用<sup>[17~20]</sup>, 智能集成建模方法为铅锌烧结过程的建模提供了有效途径.

本文综合经验机理建模与神经网络 (Neural network, NN)、灰色理论、模糊分类等智能方法, 提出一种基于烟气温度场分布的烧穿点智能集成预测方法, 从而有效地实现烧穿点位置的判断和预测. 深入机理分析, 建立烟气温度场分布模型; 基于烧结机 3.1 m 烟气温度分布研究, 首先采用软测量技术实现烧穿点的位置判断, 然后采用神经网络方法建立工艺参数预测模型, 采用灰色理论方法建立时间序列预测模型, 通过模糊组合器实现两个模型的有机融合; 最后给出实验结果分析和结论.

## 2 机理分析

铅锌密闭鼓风烧结过程通常在 DL (Dwight-Lloyd) 型移动带式烧结机中进行, 如图 1 所示. 其中主要有 5 台风机: 点火吸风机, 用于点火仓的吸风点火; 1 号、2 号新鲜风机和 1 号、2 号返烟风机, 用于鼓风烧结.

从传热理论角度对烧结状况进行描述, BTP 是料面温度最高点所对应的烧结机位置, 即烧结结束时对应的风箱位置. 若 BTP 前移, 则烧结机利用率降低, 烧结成本升高, 导致产量下降; 若 BTP 后移, 烧结块冷却时间不足, 易脆, 使得结块率降低、返矿量增加, 造成一级品率下降. 因此, 如果能够将 BTP 稳定控制在理想位置范围内, 则可以大大提高烧结块质量和产量, 降低能耗, 达到稳顺生产.

在铅锌烧结过程中, 料层温度是影响 BTP 位置判断的重要状态参数. 由于现有设备的限制, 料面温度只能由热电偶实时检测出的烟气温度来获取. 烧结机烟罩内烟气流动过程影响因素多, 仅仅根据某

一个垂直高度点的烟气温度很难对对应位置的料层温度做出准确判断, 从而影响到对 BTP 位置和温度的判断. 目前热电偶的插入深度是 2.5 m, 而料层面深度约为 3.1 m, 因此检测的烟气温度不能完全反映料面温度. 如果直接利用热电偶插入深度 2.5 m 的检测烟气温度进行 BTP 位置判断, 并依此来指导烧结生产, 则由于 2.5 m 处温度影响因素较多, 必然导致工况波动严重, 难以使烧结机工作保持较好的状态. 因此本文在国内某大型铅锌冶炼企业的烧结机上 (如图 1 所示) 进行了烟气温度场分布实验研究, 在正常生产的情况下对各风箱位置对应不同高度的烟气温度进行检测, 采用神经网络技术建立烟气温度场分布模型, 从而获得 3.1 m 的烟气温度分布结果, 更为真实地反映物料的温度状况, 以提高 BTP 位置判断的准确度.

软测量模型可以判断铅锌烧结过程当前的 BTP, 但在时间上是滞后的, 影响了烧结过程的稳定控制. BTP 位置实际上是由混合料垂直烧结速度和台车速度共同决定, 而影响垂直烧结速度的因素主要是过程的透气性, 因此仅仅从温度的角度进行预测具有一定的片面性. 从全局的角度, 本文综合考虑工况参数波动带来的温度变化和温度具有时间的连续性和继承性, 建立工艺参数神经网络预测模型和时间序列灰色模型, 利用模糊组合器实现模型的有机融合, 提出一种 BTP 的集成预测模型, 从而实现 BTP 的准确预报.

## 3 烟气温度场分布模型

在实际的工业实验过程中, 由于烧结机内烟气温度影响因素多, 随着热电偶插入深度的增加, 检测温度并非越靠近料层面温度越高, 而是呈现无规律状态; 另外, 烧结过程并不是稳定不变, 不同的热电偶插入深度对应不同的工况, 即插入深度分别为 2.5 m、2.7 m、2.9 m、3.1 m 时, 烧结工况是变化的.

因此在计算温度垂直变化梯度时,不能直接相减来求取,而需要针对相同的基准点(即相同的工况条件)进行计算,以推测其他深度的温度梯度.为防止拉坏烧结机烟罩,便于温度的参考和修正,采取交叉方式进行实验,分别检测 2.5 m、2.7 m、2.9 m、3.1 m 的烟气温度,共进行五组实验:2 号与 4 号风箱热电偶一组,5 号与 7 号风箱热电偶一组,8 号风箱 3 号热电偶与 9 号风箱 1 号热电偶一组,10 号风箱 1 号热电偶与 11 号风箱 1 号热电偶一组,6 号风箱热电偶单独一组.

本文以 2 号与 4 号风箱热电偶一组为例,以实验点 2.5 m 的烟气温度作为基准点,采用软测量的方法通过不同风箱 2.5 m 的检测温度间接获得实验点热电偶插入深度为 2.5 m 的检测温度.对大量 2.5 m 温度历史数据进行分析处理,建立实验点与非实验点 2.5 m 温度拟合模型,由此获得在实验点检测时刻 2.5 m 的拟合温度,从而获得各实验点垂直温度变化梯度.在建立实验点热电偶检测温度拟合模型时,遵循三个原则:同组实验中其他检测点不参与原则、临近原则和简化原则.基于模型的简化原则,实验点拟合模型的输入变量限制在 4 个以内.

通过限幅滤波和自标准化的方法排除异常数据和离群样本,从历史数据中选取 1000 组进行学习 and 预测.采用 3 层 BP 神经网络(Back propagation neural network, BPNN)建立 2 号和 4 号风箱热电偶实验点 2.5 m 检测温度拟合模型.确定模型的输入变量为:1 号、3 号、5 号、6 号风箱热电偶检测位置 2.5 m 垂直梯度的烟气温度,分别用  $T_i(2.5)(i = 1, 3, 5, 6)$  来表示,对应于 4 个输入神经元  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  和  $x_4$ ;输出变量为:2 号风箱热电偶实验点 2.5 m 检测温度,用  $T_2(2.5)$  表示,对应于 1 个输出神经元.

对于隐层,采用包含 12 个神经元的网络结构.定义第  $i$  个神经元的输入和输出

$$x_i = \sum_{j=1}^4 \omega_{i,j} x_j + b_i \quad (1)$$

和

$$y_i = \tan \operatorname{sig}(x_i) \quad (2)$$

式中  $\omega_{i,j}$  为输入层第  $j$  个神经元到隐层第  $i$  个神经元对应的权值,  $b_i$  为隐层第  $i$  个神经元对应的阈值,  $\tan \operatorname{sig}(\cdot)$  表示非线性 Sigmoid 激励函数

$$\tan \operatorname{sig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (3)$$

定义输出层神经元的输入和输出

$$x_o = \sum_{i=1}^{12} \omega_{i,o} y_i + b_o \quad (4)$$

式中  $\omega_{i,o}$  表示隐层第  $i$  个神经元到输出神经元对应的权值,  $b_o$  为输出神经元对应的阈值.

根据式 (1) ~ (4) 确定 2 号风箱热电偶 2.5 m 检测温度拟合模型

$$T_2(2.5) = x_o = \sum_{i=1}^{12} \omega_{i,o} \tan \operatorname{sig}\left(\sum_{j=1}^4 \omega_{i,j} x_j + b_i\right) + b_o \quad (5)$$

式中的  $\omega_{i,j}$ 、 $\omega_{i,o}$ 、 $b_i$  和  $b_o$  由 BPNN 训练获得.

采用误差反向传播学习算法训练 BPNN,网络输入为  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  和  $x_4$ ,网络输出为 2 号实验点 2.5 m 检测温度的测量值,记为  $x_o$ ,目标输出为 2 号实验点 2.5 m 检测温度的实际值,记为  $x_{oA}$ ,网络性能函数

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [x_o(k) - x_{oA}(k)]^2 \quad (6)$$

式中  $N$  为学习样本数,  $x_o(k)$ 、 $x_{oA}(k)$  为第  $k$  个样本的网络输出值和期望值.

学习的目的是通过不断调节网络的权值和阈值,使  $J$  达到最小.对于给定的一组训练模式,采用多个样本对训练网络,重复正向传播和误差后向传播过程,当各个训练模式都满足要求时,BP 网络学习完成.权值和阈值的学习是离线的,当工况发生变化时,权值和阈值需要再次更新,直到获得满意的网络结构.

从历史数据中选取学习样本 900 组,预测样本 100 组来建立和初步验证模型的正确性.BP 网络的设计参数:选取权值和阈值的初始值为  $[-1, 1]$  之间的随机数,学习速率选取为<sup>[21]</sup>:  $2/(\text{隐层节点数} + 1)$ ,根据多次训练的结果确定学习速率为 0.2,目标误差为 0.1.

采用非线性函数  $f_2(\cdot)$  表示 2 号风箱热电偶 2.5 m 垂直梯度的烟气温度神经网络拟合模型

$$T_2(2.5) = f_2(T_1(2.5), T_3(2.5), T_5(2.5), T_6(2.5)) \quad (7)$$

采用与式 (7) 类似的神经网络结构描述 4 号风箱热电偶 2.5 m 烟气温度拟合模型

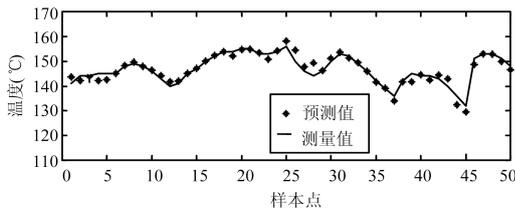
$$T_4(2.5) = f_4(T_1(2.5), T_3(2.5), T_5(2.5), T_6(2.5)) \quad (8)$$

在实际的铅锌烧结过程中,神经网络对实验和运行检测到的样本进行自学习,获得烟气温度变化规律,但这种规律具有特定性.随着工况的变化,系统运行一段时间,这种变化规律会发生改变.如果采用以前获得的规律来预报烟气温度,将导致较大的误差,因此需要进行样本更新.由于各位置的温度检测样本比较难以获得,因此每年在对烧结机进行维

护时全面检测温度,更新学习样本,将最新的样本加入到自学习的库文件中,按照排除异常和离群样本的原则,将相似的和最早的样本剔除,然后通过重新学习来获得符合实际工况变化的烟气温度变化规律,使模型随着系统的运行也能保持较高的精度.

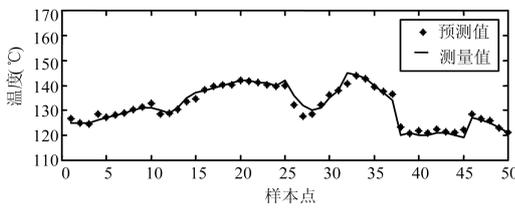
在实际工业应用中,采用 50 组实际运行数据验证模型的准确性. 2 号和 4 号实验点的实际验证结果如图 2 所示,其中散点为预测值,曲线为测量值.

由图 2 的实验结果分析得出,2 号和 4 号实验点 2.5 m 检测温度拟合模型具有较小的预测误差,精度分别达到 83.7% 和 86.5%. 可见温度拟合模型具有较高的预测精度,符合实际工业运行的要求. 实际结果表明经过学习的烟气温度神经网络拟合模型,能够进一步提高预测精度,具有较强的适应性.



(a) 2 号实验点拟合模型结果

(a) Result of fitted model based on bellows 2



(b) 4 号实验点拟合模型结果

(b) Result of fitted model based on bellows 4

图 2 实验点拟合模型结果

Fig. 2 Results of fitted models

为检验烟气温度模型对于输入不同参数值的反应程度,进行了参数(例如权值和阈值)的敏感性分析,确定权值和阈值的可行域为  $[-1,1]$ . 结果表明,当参数权值和阈值在  $[-1,1]$  波动时,参数的变化对目标输出的影响程度较小,即参数对目标输出的敏感性较弱;反之,参数对目标输出的敏感性较强.

表 1 2 号和 4 号热电偶位置烟气温度梯度分布表

Table 1 Gas temperature profile of No.2 and No.4 points

	2 号热电偶	2 号热电偶	2 号热电偶	4 号热电偶	4 号热电偶	4 号热电偶
插入深度 (m)	2.7	2.9	3.1	2.7	2.9	3.1
实验点温度 (°C)	110	84	75	98	85	67
2.5m 拟合温度 (°C)	131.04	129.92	127.05	151.97	126.97	98.09
温度梯度 (°C)	-21.04	-45.92	-52.05	-53.97	-41.97	-31.09
温度梯度 (%)	-15.27	-35.38	-40.94	-35.53	-33.07	-31.7

由第一组实验点数据和神经网络模型拟合结果可以获得 2 号、4 号实验点的温度梯度和梯度变化率,如表 1 所示.

根据类似原理对其他几组实验数据进行处理,得到对应实验点的温度梯度分布情况. 结合热电偶插入深度 2.5 m 的烟气温度,求得实验点 2.7 m、2.9 m、3.1 m 的烟气温度. 根据正常生产情况下的一组数据,获得的烟气温度场分布曲线如图 3 所示,其中横坐标分别代表的风箱位置为: 1(2 号)、2(4 号)、3(5 号)、4(6 号)、5(7 号)、6(8 号)、7(9 号)、8(10 号)、9(11 号); 由“●”点连成的曲线为 2.5 m 的温度曲线,由“\*”点连成的曲线为 2.7 m 的温度曲线,由“□”点连成的曲线为 2.9 m 的温度曲线,由“o”点连成的曲线为 3.1 m 的温度曲线.

由图 3 可知,热电偶插入的深度越深,距离料层越近,就越能反映出料层温度的信息,因而选取 3.1 m 位置热电偶检测温度要比选取 2.5 m 位置检测温度更能反映料层温度状况.

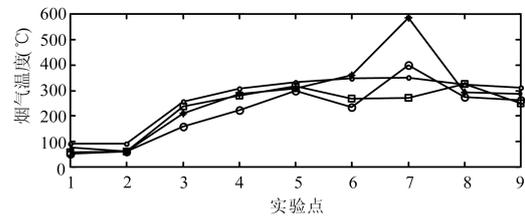


图 3 烧结机烟气温度场分布图

Fig. 3 Gas temperature profile of sintering machine

因此,对热电偶插入深度为 2.5 m 的烟气温度进行处理,得到 3.1 m 垂直梯度的烟气温度分布模型

$$T_i(3.1) = T_i(2.5) \times (1 + \Delta T_i(2.5 \rightarrow 3.1)), \quad i = 1, \dots, 15 \quad (9)$$

式中,  $T_i(2.5)$  和  $T_i(3.1)$  分别为第  $i$  风箱位置 2.5 m 和 3.1 m 垂直梯度对应的烟气温度,  $\Delta T_i(2.5 \rightarrow 3.1)$  为第  $i$  风箱位置垂直梯度从 2.5 m 到 3.1 m 对应的烟气温度变化梯度 (%).

#### 4 烧穿点软测量判断模型

烧穿点的位置可以根据烧结机风箱废气温度曲线计算. 依据目前国内外针对铁矿石 BTP 和烟气温度场分布的研究, 结合实际的铅锌烧结过程工艺, 本文提出基于烟气温度场分布的软测量 BTP 位置在线判断方法. 由第 3 节烧结机 3.1 m 烟气温度分布的研究得各风箱废气温度近似为二次曲线, 如图 4 所示.

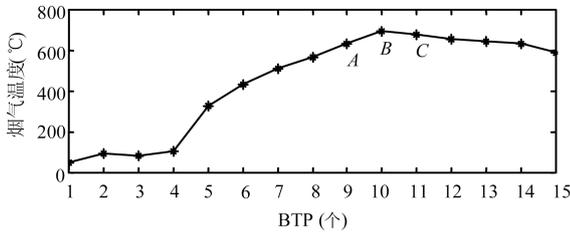


图 4 基于烟气温度分布的 BTP 判断示意图

Fig. 4 Determination of BTP based on gas temperature profile

取含有最高温度点在内的三点拟合二次曲线

$$T = Ax^2 + Bx + C \quad (10)$$

式中  $T$  为风箱废气温度,  $x$  为风箱号,  $A, B, C$  为系数. 将 9 号, 10 号, 11 号风箱废气温度坐标  $(x_A, T_A(3.1))$ ,  $(x_B, T_B(3.1))$  以及  $(x_C, T_C(3.1))$  代入式 (9), 求得系数  $A, B, C$ . 设 BTP 位置为  $x_{\max}$ , 由于此处的温度为最大值, 因此二次曲线的微分值为零, 即

$$\frac{dT}{dx} = 2Ax_{\max} + B = 0 \quad (11)$$

根据上述的三点坐标, 求得 BTP 位置  $x_{\max}$

$$x_{\max} = -\frac{B}{2A} \quad (12)$$

本文考虑某大型铅锌冶炼企业烧结过程, 采用  $110 \text{ m}^2$  烧结机, 烧结机宽度为  $2.5 \text{ m}$ , 有效烧结长度为  $44 \text{ m}$ . 1 号 ~ 14 号各风箱长度为  $3 \text{ m}$ , 15 号风箱长度为  $2 \text{ m}$ , 以烧结机机头作为烧穿点位置的水平坐标原点, 则对应 1 号 ~ 15 号风箱位置坐标分别为:  $3 \text{ m}$ ,  $6 \text{ m}$ ,  $\dots$ ,  $42 \text{ m}$ ,  $44 \text{ m}$ . 例如, 如果获得废气温度  $T_A(3.1)$ ,  $T_B(3.1)$ ,  $T_C(3.1)$  和对应的风箱位置坐标  $x_A = 27 \text{ m}$ ,  $x_B = 30 \text{ m}$ ,  $x_C = 33 \text{ m}$ , 则可以得到最高废气温度以及对应的风箱位置  $x_{\max}$ , 即精确的 BTP 位置. 由图 4 可知, 废气温度的最高点对应着 B 点, 即 10 号风箱位置.

在实际的铅锌烧结过程中, 当料层透气性变差时, 由于烧结机机尾出现漏风状况, 则废气温度曲线出现极大值; 但实际上料层并未烧透, 引入机尾废气温度对 BTP 判断进行反馈修正, 以确保判断的准确

性; 通过不断修正 BTP 的判断值, 使得系统能够稳定运行, 从而保证了 BTP 软测量模型的适应性.

在烧结机的 BTP 计算过程中, 对二次曲线模型的参数  $A, B, C$  进行敏感性分析. 在 7 号 ~ 11 号风箱位置, 参数  $A, B, C$  的变化对温度的影响较大, 温度梯度变化剧烈; 在 6 号风箱之前, 参数  $A, B, C$  的变化对温度的影响较小, 温度波动较小; 在实际的正常工况下, 烧结反应在 12 号风箱之前结束, 由于 12 号 ~ 15 号风箱采取了良好的保温措施, 保证了烟气温度相对稳定. 分析结果表明, 在 7 号 ~ 11 号风箱位置, 参数  $A, B, C$  对目标输出的敏感性较强; 反之, 在其他风箱位置, 参数  $A, B, C$  对目标输出的敏感性较弱.

#### 5 烧穿点集成预测模型

由于烧穿点本身的动态特性以及长时间滞后和机理复杂的特点, 加大了预测控制难度, 本文通过采用智能集成的方法建立集成预测模型, 从而实现烧穿点的准确预测.

##### 5.1 工艺参数神经网络预测模型

从全局优化的角度考虑, 本文采用综合透气性指数来评定铅锌烧结过程的透气性好坏, 它是反映过程整体透气性状况的综合指标, 记为  $P_e$ , 可由 Voice 公式结合专家经验的方法<sup>[1]</sup> 计算获得. 采用与第 3 节类似的 3 层 BPNN 结构建立 BTP 工艺参数预测模型. 基于机理分析结果, 确定模型输入变量为: 综合透气性指数  $P_e$  和台车速度  $V$ , 对应 2 个输入神经元  $x_1$  和  $x_2$ ; 输出神经元 1 个: 下一时刻的烧穿点位置  $\text{BTP}_a(k+1)$ . 当隐层神经元个数为 8 时, 模型精度比较理想, 确定工艺参数神经网络预测模型

$$\text{BTP}_a(k+1) = \sum_{i=1}^8 \omega_{i,O} \tan \text{sig} \left( \sum_{j=1}^2 \omega_{i,j} x_j + b_i \right) + b_O \quad (13)$$

式中  $\omega_{i,j}$  为输入层第  $j$  个神经元到隐层第  $i$  个神经元对应的权值,  $b_i$  为隐层第  $i$  个神经元对应的阈值,  $\omega_{i,O}$  表示隐层第  $i$  个神经元到输出神经元对应的权值,  $b_O$  为输出神经元对应的阈值.

采用 BP 算法对网络进行学习. 从历史数据中选取学习样本 800 组, 预测样本 200 组来建立和初步验证模型的正确性. 网络的设计参数即权值和阈值, 选取其初始值为  $[-1, 1]$  之间的随机数, 根据多次训练的结果确定学习速率为 0.2, 目标误差为 0.08.

采用非线性函数  $f_{\text{BTP}}(\cdot)$  表示 BTP 工艺参数

神经网络预测模型

$$\text{BTP}_a(k+1) = f_{\text{BTP}}(P_e, V) \quad (14)$$

## 5.2 时间序列灰色预测模型

基于第 3 节烟气温度分布研究的结果, 可以获得烧结机 3.1 m 烟气温度  $T_i(3.1)$ , 采用 BRP (烧结机纵向废气温度上升的位置) 的概念进行 BTP 位置的预测, 把烧结机废气温度的升高部分拟合成二次曲线的表达式 (与铁矿石吸风烧结不同的是铅锌烧结过程 BRP 的位置一般在 4 号风箱位置)。

采用第 4 节描述的二次曲线方法计算 BRP. 取不同的 3 点  $A'(x_{A'}, T_{A'}(3.1))$ ,  $B'(x_{B'}, T_{B'}(3.1))$ ,  $C'(x_{C'}, T_{C'}(3.1))$ , 对应的风箱位置和废气温度建立 3 个联立方程, 使  $x_{A'} = 9\text{m}$ ,  $x_{B'} = 12\text{m}$ ,  $x_{C'} = 15\text{m}$ . 根据废气温度上升位置的风箱对应的坐标, 求得 BRP 的精确位置, 由实验拟合结果确定为  $B'(x_{B'}, T_{B'}(3.1))$  点。

应用现代控制理论观点, 将烧结过程看作一个“灰箱”系统. 本文根据采集的输入输出数据, 采用灰色系统理论建立 BRP 与 BTP 之间的时间序列预测模型. 首先对等时距获得的原始数列进行一次累加, 然后根据数列建立的一阶微分方程获得时间离散响应函数, 按照累减原则, 将上述数据还原得到真实值. 灰色理论模型 GM(1, 1) 的预测精度与原始数列的分布和建模维数  $n$  有关, 一般取 4~6 个数据建模. 在实际建模时, 取数列维数为 5, 铅锌烧结过程时间序列灰色 BTP 预测模型

$$\begin{aligned} \text{BTP}_b(k+1) &= x^{(1)}(6) - x^{(1)}(5) = \\ & [x^{(0)}(1) - \frac{u}{a}] \cdot (e^{-6a} - e^{-5a}) \end{aligned} \quad (15)$$

式中  $a$  为发展系数, 反映了预测值的发展趋势;  $u$  为灰作用量, 反映了数据的变化稀疏; 数列  $x$  采用 BRP 数据. 在实验过程中, 通过最小二乘估计近似获得  $a$  和  $u$  的初始值分别为 -0.0475 和 20 533.1658.

## 6 烧穿点集成模型

从全局角度考虑, 采用模糊组合器实现上述两个模型的有机融合. 对输入变量区域  $(P_e, V)$  进行模糊划分与综合, 获得工艺参数和时间序列 BTP 集成预测模型

$$\begin{aligned} \text{BTP}(k+1) &= \mu(x)\text{BTP}_a(k+1) + \\ & (1 - \mu(x))\text{BTP}_b(k+1) \end{aligned} \quad (16)$$

其中  $\text{BTP}_a(k+1)$  与  $\text{BTP}_b(k+1)$  分别表示工艺参数模型与时间序列模型,  $\text{BTP}(k+1)$  表示集成模型,  $\mu(x)$  被定义为工艺参数波动指数, 表示模型的加权

系数, 满足  $0 \leq \mu(x) \leq 1$ ,  $\mu(x)$  的计算式如下

$$\mu(x) = \min\{\mu_{P_e}(\Delta P_e), \mu_V(\Delta V)\} \quad (17)$$

其中  $\Delta P_e$  和  $\Delta V$  表示工况参数的变化量.

$\mu(x)$  反映工艺参数模型所占的比重, 值越大表明工况波动越大;  $[1 - \mu(x)]$  反映时间序列模型所占的比重, 值越大表明工况越稳定. 这样可以将工况模糊划分为稳定工况和波动工况两类. 在工况波动较小的情况下, 主要采用时间序列模型进行预测; 一旦工况出现较大波动, 则主要采用工艺参数模型进行预测, 这样可以保证整个模型的预测精度.

## 7 实际运行结果

针对目前铅锌烧结过程 BTP 的判断和控制方法易造成工况波动严重, 发生过烧或欠烧, 严重影响烧结块质量和产量等状况, 本文进行了烧结机烟气温度场分布实验研究, 提出基于烟气温度场分布的 BTP 软测量判断方法, 建立神经网络工艺参数模型和基于烟气温度分布的灰色理论时间序列模型, 通过模糊组合器进行两个模型的有机融合, 实现 BTP 位置的准确预测, 提高模型的工业可靠性和预测精度.

本文将基于烟气温度场分布的集成预测方法, 应用于国内某大型铅锌冶炼厂烧结过程 BTP 的判断和预测, 在原有的  $\mu\text{XL}$  集散控制系统和企业管理信息系统 (MIS) 基础上, 增加一台工业控制计算机, 构成过程优化控制系统, 并采用 VC++6.0 进行优化控制系统数据通信软件和优化控制软件的设计. 神经网络的训练采用后台运行方式, 烧穿点预报周期为 3 min, 能够满足现场实时控制的要求, 取得了良好的应用效果, 为实现铅锌烧结过程的状态优化控制奠定了基础.

选取 3000 组实际生产运行数据, 对本文提出的三种 BTP 预测模型进行实验验证, 样本点时间间隔为 15 min. 在实验过程中, 集成模型的加权系数  $\mu(x)$  根据式 (17) 求取条件隶属度函数的方法确定为 0.3658. 实际运行结果表明, 神经网络工艺参数模型的相对误差为 5.81%, 均方误差为 0.0765; 灰色理论时间序列模型的相对误差为 4.12%, 均方误差为 0.0468, 而集成预测模型的相对误差为 2.03%, 均方误差为 0.0046. 可以看出, 集成模型的预测准确度要明显好于神经网络工艺参数模型和灰色理论时间序列模型.

为了便于对比, 选取各种模型中用于预测的 200 组样本进行实际结果验证, 运行结果如图 5~7 所示, 其中横坐标为样本点, 纵坐标为 BTP 位置到烧结机机头的水平距离; 散点为预测值, 曲线为测量值. BTP 位置为离散的数据点, 如果 BTP 预测位置与实际位置不符, 则认为预测错误.

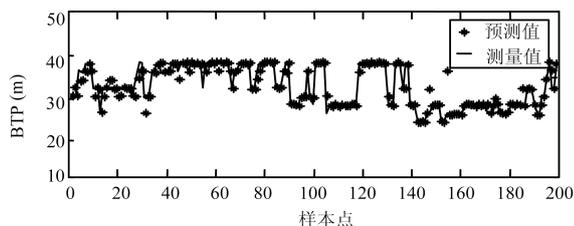


图 5 工艺参数预测模型运行结果

Fig. 5 Running result of technological-parameter-based predictive model

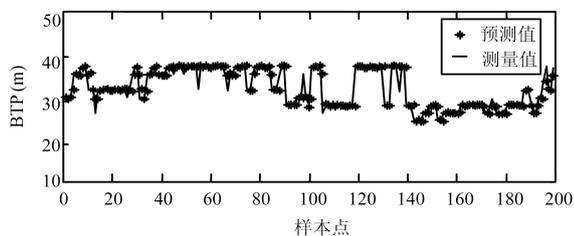


图 6 时间序列预测模型运行结果

Fig. 6 Running result of time-sequence-based predictive model

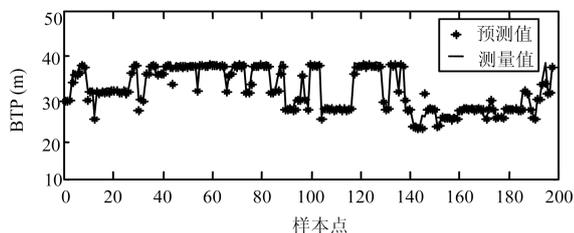


图 7 集成预测模型运行结果

Fig. 7 Running result of integrated predictive model

另选取 200 组实际生产数据, 对本文提出的智能集成预测方法进行实验样本验证. 结果表明, 模型的最大相对误差不超过 2.1%. 由此可见, 获得的预测结果比较可靠, 该方法适用于烧穿点的预报要求. 实际运行结果验证了该方法的有效性.

通过对上述三种预测模型实验结果分析得出: 神经网络工艺参数预测模型的精度为 82.5%, 灰色理论时间序列预测模型的精度为 75.5%, 集成预测模型的精度为 89.5%. 可见, 提出的 BTP 集成模型可以大大提高预测精度, 并且具有较强的自学习功能, 集成模型的预测精度高于单一的模型, 具有明显的优势.

结合三种预测模型的实际运行结果, 探讨模型的适应性. 当参数  $P_e$  和  $V$  波动较大时, 通过神经网络模型的自学习, 能够及时调整参数, 进行较好的拟合, 从而抑制工况波动的状况; 但 BP 算法收敛速度慢, 训练耗时, 很难满足系统的实时性要求; 当废气温度上升位置发生变化时, 通过等维新信息建立的时间序列模型, 按照累加累减原则进行参数调整, 保

证模型的适应性; 但是, 当工况波动较大时, 预测精度明显降低; 为提高预测模型的精度和自适应能力, 本文提出的 BTP 集成模型, 既利用神经网络的高度非线性, 又利用灰色模型弱化原始数据的随机性和累加生成数据的规律性, 取得了更好的预测效果. 系统运行过程中, 在工况参数波动严重的情况下, 集成模型能够及时自我调整, 保证预测精度. 可见, 该集成模型具有适应性较强和预测精度较高的特点.

为检验三种预测模型对输入不同参数值的反应程度, 进行参数的敏感性分析. 对于工艺参数预测模型, 参数权值和阈值对目标输出的敏感性分析, 与第 3 节烟气温度模型的分析结果类似; 对于时间序列灰色模型, 当原始数列参数出现波动时, 预测精度则大大降低, 表明原始数列参数对目标输出的敏感性较强. 对于集成预测模型, 分析工艺参数波动指数  $\mu(x)$  的敏感性. 当  $\mu(x)$  越趋于 0 时, 工况越稳定, 表明参数对时间序列模型输出的敏感性较强; 当  $\mu(x)$  越趋于 1 时, 工况波动越大, 表明参数对工艺参数模型输出的敏感性较强.

通过对实际运行结果分析, BTP 波动为 6.4%, 而没有采用本文所提方法的运行结果是 BTP 波动为 12.4%. 对实时数据经滤波后分析比较, 系统投入运行后 BTP 的波动率降低了 5%~7%. 可见, 通过采用基于烟气温度场分布的智能集成预测方法, 有效地改善了铅锌烧结过程 BTP 的波动状况, 该算法具有显著的有效性和先进性.

## 8 结论

针对某大型铅锌冶炼企业烧结过程, 本文运用集成建模的思想, 提出了一种基于烟气温度场分布的烧穿点智能集成预测方法. 基于烟气温度场分布研究, 建立软测量模型实现烧穿点的准确判断, 建立集成模型实现烧穿点的实时预测. 集成预测模型是工艺参数神经网络和时间序列灰色理论模型通过模糊组合器的有机融合, 不断地更新修正并根据生产工况波动的程度决定由哪种模型进行烧穿点预测, 具有较高的预测精度. 该模型充分考虑了工艺参数引起的温度波动, 温度时间的连续性和继承性以及工艺参数波动严重的情况, 有效地解决了烧穿点状态实时检测问题, 在实际应用中取得了较好的效果. 提出的智能集成预测方法为铅锌烧结过程烧穿点的判断和预测提供了一种新思路, 从而为实现烧结过程的全局优化控制奠定了基础.

## References

- 1 The group of editor of the reference design manual of the smelting of Cu, Pb and Zn. *The Reference Design Manual of the Smelting of Cu, Pb and Zn*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1979. 129~133  
(《铜铅锌冶炼参考设计资料》编写组. 铜铅锌冶炼参考设计资料. 北

- 京: 冶金工业出版社, 1979. 129~133)
- 2 Ye Jun-Qiao, He Jing, Zeng Ling-Cheng. Characters and developing trend of ISP sintering technology. *Nonferrous Metals Engineering and Research*, 2004, **25**(1): 3~5  
(叶军乔, 何静, 曾令成. ISP 烧结工艺的特点及发展趋势. 有色冶金设计与研究, 2004, **25**(1): 3~5)
  - 3 Tang Xian-Rong, Wang Du-Yang, Zhang Qing-Chen. *Sinter Theory and Technology*. Changsha: Central South University Technology Press, 1992  
(唐贤容, 王笃阳, 张庆岑. 烧结理论与工艺. 长沙: 中南工业大学出版社, 1992)
  - 4 Wang Hai-Dong, Qiu Guan-Zhou, Huang Sheng-Sheng. Advances in control techniques for sintering process. *Mining and Metallurgical Engineering*, 1999, **19**(3): 3~6  
(王海东, 邱冠周, 黄圣生. 烧结过程控制技术. 矿冶工程, 1999, **19**(3): 3~6)
  - 5 Radhakrishnan V R, Mohamed A R. Neural networks for the identification and control of blast furnace hot metal quality. *Journal of Process Control*, 2000, **10**(6): 509~524
  - 6 Liu Yu-Chang, Gui Wei-Hua, Zhou Jie-Min. Study on intelligent control of BTP based on soft-sensor technology. *Sintering and Pelletizing*, 2002, **27**(2): 27~30  
(刘玉长, 桂卫华, 周子民. 基于软测量技术的模糊烧结终点控制研究. 烧结球团, 2002, **27**(2): 27~30)
  - 7 Cheng Liu-En, Chang Yu-Qing, Lin Tian, Wang Fu-Li. FNN-based assessment model for soft sensing outputs. *Metallurgical Industry Automation*, 2002, **26**(3): 15~16, 30  
(程留恩, 常玉清, 蔺田, 王福利. 基于模糊神经网络的软测量结果评价方法. 冶金自动化, 2002, **26**(3): 15~16, 30)
  - 8 Liu Rui-Lan, Su Hong-Ye, Chu Jian. Fuzzy neural network based on hybrid learning algorithm and its application to soft sensor. *Journal of System Simulation*, 2005, **17**(12): 2878~2881  
(刘瑞兰, 苏宏业, 褚健. 模糊神经网络的混合学习算法及其软测量建模. 系统仿真学报, 2005, **17**(12): 2878~2881)
  - 9 Cheng Wu-Shan. A building of the genetic-neural network for sinter's burning through point. *Sintering and Pelletizing*, 2004, **29**(5): 18~22  
(程武山. 基于遗传神经网络的烧结终点预测系统. 烧结球团, 2004, **29**(5): 18~22)
  - 10 Fan Xiao-Hui, Chen Xu-Ling, Jiang Tao, Yuan Xiao-Li. Optimal control of sintering burn through point. *Journal of Huazhong University Science and Technology (Nature Science)*, 2006, **34**(11): 100~102  
(范晓慧, 陈许玲, 姜涛, 袁晓丽. 铁矿石烧结终点的优化控制. 华中科技大学学报(自然科学版), 2006, **34**(11): 100~102)
  - 11 Kim Y H, Kwon W H. An application of min-max generalized predictive control to sintering process. *Control Engineering Practice*, 1998, **6**(8): 999~1007
  - 12 Shen Xiao-Wen, Wu Jie-Peng. BTP forecast model based on BP nerve net. *Sintering and Pelletizing*, 2006, **31**(4): 21~26  
(谌晓文, 鄂捷鹏. 基于 BP 神经网络的烧结终点预测模型. 烧结球团, 2006, **31**(4): 21~26)
  - 13 Li Lun, Zhong Shao-Xing. Development of Shaogang sintering production techniques. *Sintering and Pelletizing*, 2002, **27**(3): 46~48  
(李伦, 钟昭兴. 韶钢烧结生产技术的发展. 烧结球团, 2002, **27**(3): 46~48)
  - 14 Josef E, Li Xian-Wei. Improve production using fuzzy logic control. *World Iron and Steel*, 1997, (4): 61~65  
(Josef E, 李咸伟. 奥钢联林茨厂用模糊逻辑控制改善烧结厂生产操作. 世界钢铁, 1997, (4): 61~65)
  - 15 Wang J S, Wang W. A predictive model of sinter chemical composition and its application. In: Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian, China: IEEE, 2006. 4856~4860
  - 16 Kwon W H, Kim Y H, Lee S J, Paek K N. Event-based modeling and control for the burnthrough point in sintering processes. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 1999, **7**(1): 31~41
  - 17 Wu M, She J H, Nakano M. An expert control system using neural networks for the electrolytic process in zinc hydrometallurgy. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2001, **14**(5): 589~598
  - 18 Li Ming-He, Sun Yan-Fei. Study of the fuzzy control system for burning through point of sintering. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science)*, 2004, **32**(4): 71~73  
(李明河, 孙雁飞. 烧结终点模糊控制系统的研究. 华中科技大学学报(自然科学版), 2004, **32**(4): 71~73)
  - 19 Terpak J, Dorcak L, Kostial I, Pivka L. Control of burn through point for agglomeration belt. *Metalurgija*, 2005, **44**(4): 281~284
  - 20 Yuan Xiao-Hong, He Hua. Neural network model of burn through point temperature and ventilating index algorithm for sintering system. *Computer Engineering and Design*, 2006, **27**(6): 1028~1029  
(袁晓红, 何花. 烧结系统终点温度与透气性算法神经网络模型. 计算机工程与设计, 2006, **27**(6): 1028~1029)
  - 21 Qi De-Hu, Kang Ji-Chang. On design of the BP neural network. *Computer Engineering and Design*, 1998, **19**(2): 48~50  
(戚德虎, 康继昌. BP 神经网络的设计. 计算机工程与设计, 1998, **19**(2): 48~50)



吴敏 中南大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为过程控制、鲁棒控制和智能系统. 本文通信作者.

E-mail: min@csu.edu.cn

(WU Min Professor at School of Information Science and Engineering, Central South University. His research interest covers process control, robust control, and intelligent systems. Corresponding author of this paper.)



徐辰华 中南大学信息科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为过程控制和智能控制. E-mail: xchhelen@163.com  
(XU Chen-Hua Ph. D. candidate at School of Information Science and Engineering, Central South University. Her research interest covers process control and intelligent control.)