

# 基于数据驱动的铜闪速熔炼过程操作模式优化及应用

桂卫华<sup>1</sup> 阳春华<sup>1</sup> 李勇刚<sup>1</sup> 贺建军<sup>1</sup> 尹林子<sup>1</sup>

**摘要** 针对铜闪速熔炼过程工艺指标无法在线检测、过程建模及优化控制困难的问题,研究了基于数据驱动的操作模式优化方法.论文在铜闪速熔炼过程特点分析的基础上,定义了基于数据驱动的操作模式优化的基本概念,提出了基于数据驱动的操作模式优化控制框架,研究了基于数据的冰铜温度、冰铜品位、渣中铁硅比的工艺指标预测模型、炉况的综合评价模型及闪速熔炼过程的操作模式优化.基于大量工业运行数据和炉况评价模型构建优化操作模式库,提出了将模糊 C 均值聚类与混沌伪并行遗传算法相结合的匹配算法,从优化操作模式库中寻找与当前工况相匹配的最优操作模式,从而实现熔炼过程的优化控制.在铜闪速熔炼生产中的实际应用证明了该方法的有效性.

**关键词** 数据驱动, 铜闪速熔炼, 操作模式, 操作模式优化  
**中图分类号** TP29

## Data-driven Operational-pattern Optimization for Copper Flash Smelting Process

GUI Wei-Hua<sup>1</sup> YANG Chun-Hua<sup>1</sup> LI Yong-Gang<sup>1</sup> HE Jian-Jun<sup>1</sup> YIN Lin-Zi<sup>1</sup>

**Abstract** Considering the difficulties of modeling, online-measurement of technical indexes, and optimal control in copper flash smelting process, a data-driven operational-pattern optimization method is presented. Firstly, the copper flash smelting process is analyzed, basic concepts about data-driven operational-pattern are defined and the frame of data-driven operational pattern optimization is proposed. Secondly, the data-driven prediction models of matte temperature, matter grade and ratio of Fe to SiO<sub>2</sub> are established, the overall evaluation model of flash smelter is proposed and operational-pattern optimization for copper flash smelting process is described. Thirdly, an optimized operational-pattern base is constructed based on lots of industrial running data and the overall evaluation model. Then, a matching algorithm combining fuzzy C-means cluster with chaos pseudo parallel genetic algorithm is proposed to mine an optimal operational pattern from the optimized operational-pattern base to implement the optimal control of the smelting process. The practical running results in copper flash smelting process show its effectiveness.

**Key words** Data-driven, copper flash smelting, operational-pattern, operational-pattern optimization

闪速熔炼是现代火法炼铜的主要方法,它将深度脱水(含水小于 0.3%)的精矿粉末,在闪速炉喷嘴处与空气或氧气混合,以高速度(60~70 m/s)喷入高温(1450~1550°C)反应塔内.在 2~3 s 内完成硫化物的分解、氧化和熔化.形成熔融硫化物和氧化物的混合熔体,并下降到反应塔底部,在沉淀池中汇集并沉淀完成硫与炉渣的澄清分离,最终形成冰铜与炉渣.闪速熔炼炉结构如图 1 所示.

目前铜闪速熔炼采用日本 20 世纪 80 年代开发的“东予模型”实现闪速炉计算机在线控制.该控制系统采用前馈-反馈控制方式<sup>[1]</sup>:先建立基于物料平衡及热平衡的静态模型,通过该模型求出使控制变量稳定在目标值上的操作参数;进而根据控制变

量的实测值与目标值的偏差,通过反馈模型对操作参数进行修正,达到稳定控制的目的.

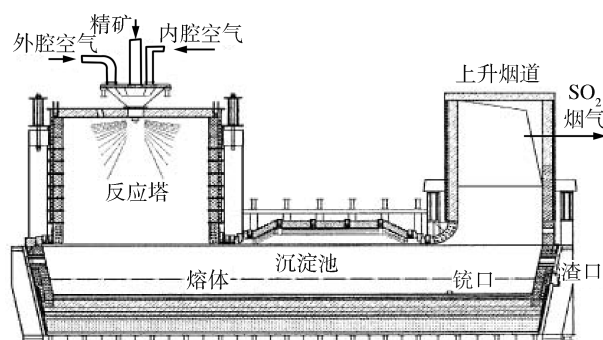


图 1 闪速熔炼炉结构

Fig. 1 Copper flash smelter

收稿日期 2008-11-26 收修改稿日期 2009-03-10  
Received November 26, 2008; in revised form March 10, 2009  
国家自然科学基金(60634020, 60874069), 教育部高校博士点专项科研基金(200805331104) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (60634020, 60874069), Research Fund for the Doctoral Program of High Education of China (200805331104)  
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: 10.3724/SP.J.1004.2009.00717

“东予模型”对生产过程进行了大量简化,许多参数凭经验设定;同时它对生产条件要求极其严格(如要求使用品位高且成份稳定的进口矿石).而随着铜产量的日益增加、炉体的不断改造以及铜精矿逐渐贫化造成的精矿种类多且成分极不稳定,使得模型中许多参数都发生了变化,导致模型计算误差较大.另外,尽管控制系统中存在反馈,但反馈信息:冰

铜温度、冰铜品位和渣中铁硅比的测量存在很大的滞后,无法及时补偿和修正操作参数.正是由于这些原因,使得“东予模型”难以正常应用.实际生产中,仅凭现场人员的经验进行操作,严重影响了铜闪速熔炼过程的优化运行.

为解决复杂工业过程的优化控制问题,国内外学者进行了大量的研究工作<sup>[2-5]</sup>.这些工作在机理分析的基础上,开展工业过程的建模和优化控制研究,成果的工业应用对稳定生产、提高产品产量与质量发挥了重要作用.然而,由于铜闪速熔炼反应过程中气、液、固三态共存,多相交互作用下快速完成物理化学反应,熔炼过程的建模和操作参数的优化调整极其困难.随着网络技术的快速发展以及基础自动化水平的大幅提升,铜闪速熔炼过程中积累了大量工业运行数据,其中包含了丰富的反映生产运行规律和工艺参数之间关系的潜在信息,为生产过程的优化控制提供了有利条件.为此,本文针对铜闪速熔炼过程的特点,充分利用生产过程长期运行积累的工业数据,研究基于数据驱动的操作模式优化方法,并通过实际应用证明方法的有效性.

## 1 基于数据驱动的操作模式优化概念

针对复杂工业过程的运行状态往往同时取决于多个工艺参数且各参数之间相互耦合的特点,文献[6]提出了操作模式的概念,初步探讨了操作模式智能优化方法,提出了铜转炉吹炼过程操作模式智能优化方法,取得了较好的应用效果<sup>[7]</sup>.在此,本文首先给出一些关于操作模式优化的基本概念.

### 1.1 基本概念

复杂工业过程的数据主要包括输入条件、状态参数、操作参数以及工艺指标.输入条件是指原料种类、品位、杂质含量等原始信息, $t$ 时刻的输入条件可表示为

$$\mathbf{I}(t) = [i_1(t), i_2(t), \dots, i_l(t)]^T \quad (1)$$

其中, $l$ 为输入条件的个数.状态参数是指生产过程中各类传感器检测到的温度、压力和火焰颜色等一系列可以反映生产运行状态的数据, $t$ 时刻的状态参数可表示为

$$\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)]^T \quad (2)$$

其中, $m$ 为状态参数的个数.操作参数是生产过程中可进行调节控制的参数,如压力、风量、氧量等, $t$ 时刻的操作参数可表示为

$$\mathbf{P}(t) = [p_1(t), p_2(t), \dots, p_n(t)]^T \quad (3)$$

其中, $n$ 为操作参数的个数.工艺指标则为生产过程所要求达到的目标,如产品产量、质量、能耗、排放

和成本等, $t$ 时刻的工艺指标可表示为

$$\mathbf{O}(t) = [o_1(t), o_2(t), \dots, o_r(t)]^T \quad (4)$$

其中, $r$ 为工艺指标的个数.基于数据驱动的操作模式优化就是从工业运行数据中挖掘出输入条件、状态参数、操作参数及工艺指标之间的关系,并根据输入条件以及当前状态,寻找合适的操作参数,使得工艺指标达到最优.

**定义 1 (操作模式).** 一定的输入条件( $l$ 维)及与之对应的操作参数( $n$ 维)所组成的 $l+n$ 维向量定义为一个操作模式,即

$$\mathbf{Q} = [\mathbf{I}^T, \mathbf{P}^T]^T = [i_1, \dots, i_l, p_1, \dots, p_n]^T \quad (5)$$

**定义 2 (操作模式空间).** 设 $\mathbf{Q}_j$  ( $j = 1, 2, \dots, k, \dots$ )为任一个操作模式,则由实际生产中所有可能出现的生产状况所对应的操作模式向量组成的空间 $V_{l+n}$ 称为操作模式空间,即:

$$V_{l+n} = (\mathbf{Q}_1, \mathbf{Q}_2, \dots, \mathbf{Q}_k, \dots) \quad (6)$$

**定义 3 (优化操作模式库).** 综合考虑产品产量、质量、能耗、成本和工况稳定情况等工艺指标,对相同输入条件下的操作模式进行评价,综合评价最好的操作模式称为该输入条件下的优化操作模式;同时称不同输入条件下的优化操作模式组成的集合为优化操作模式库.

**定义 4 (模式相似度).** 设 $\mathbf{Q}_i = [i_{i1}, \dots, i_{il}, p_{i1}, \dots, p_{in}]^T$ 、 $\mathbf{Q}_j = [i_{j1}, \dots, i_{jl}, p_{j1}, \dots, p_{jn}]^T$ 分别为两个操作模式,则两个操作模式的相似度定义为输入条件组成的 $l$ 维向量加权欧氏距离的指数,即:

$$K(\mathbf{Q}_i, \mathbf{Q}_j) = \exp\left(\frac{1}{l} \sum_{k=1}^l w_k (i_{ik} - i_{jk})^2\right) \quad (7)$$

其中, $w_k$ 为加权系数,由实际情况决定,且满足: $0 < w_k < 1, k = 1, 2, \dots, l$ 及 $w_1 + w_2 + \dots + w_l = 1$ .由式(7)知, $0 < K(\mathbf{Q}_i, \mathbf{Q}_j) \leq 1$ ;  $K(\mathbf{Q}_i, \mathbf{Q}_j)$ 越大, $\mathbf{Q}_i$ 和 $\mathbf{Q}_j$ 越相似,即两个操作模式的输入条件越相近.

**定义 5 (模式匹配).** 针对当前的输入条件,按照一定的优化指标,从优化操作模式库中寻找与之最匹配的操作模式的过程称为模式匹配.

### 1.2 基于数据驱动的操作模式优化控制框架

基于数据驱动的操作模式优化的核心思想是:从实际生产中积累的大量工业运行数据中挖掘出优化操作模式;并根据当前的工业运行状态,从优化操作模式库中寻找与之最匹配的操作模式.基于数据驱动的操作模式优化控制框架如图2所示,主要包括4部分内容.

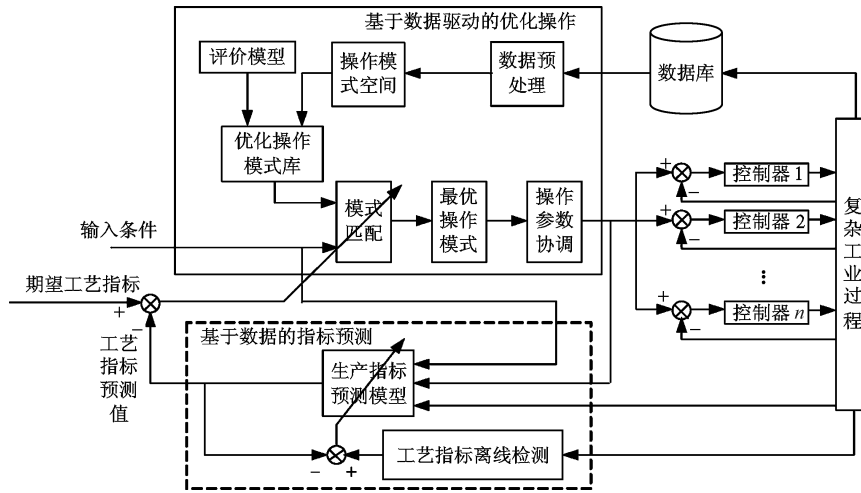


图2 基于数据驱动的操作模式优化框架

Fig.2 Frame of data-driven operational pattern optimization

### 1) 数据预处理

实际生产过程中, 由于原料成分波动、生产边界条件变化、外界干扰以及生产操作中人为主观因素的影响, 使得实际工业数据存在噪声; 由于工艺条件和生产实际情况的限制, 一些关键工艺参数不可测或部分信息不可知, 造成信息的不完备, 严重影响了生产过程的建模与优化控制. 为此, 通过去噪、数据修补、软测量等手段对生产数据进行预处理, 为生产过程的优化控制提供相对完备的信息.

### 2) 基于数据的指标预测

复杂工业生产过程的工艺指标如产品质量、成分等, 往往通过人工化验, 滞后时间长, 影响生产过程的实时调整. 基于工业运行数据, 应用机理建模、智能建模等方法<sup>[8-9]</sup>, 建立复杂工业过程中工艺指标的预测模型. 在此基础上, 利用在线获得的工业运行数据修正预测模型, 提高预测模型的精度和适应性, 为实时控制提供及时的反馈信息.

### 3) 优化操作模式库的形成

实际生产中, 在一定的输入条件下, 不同操作参数的生产效果差异很大. 为此, 建立生产过程的综合评价模型, 对某一输入条件 (或相似条件) 下的操作模式进行评价, 具有较优综合指标的操作模式为优化操作模式. 在不同的输入条件下, 按同样的评价方法, 可以获得不同的优化操作模式, 从而形成优化操作模式库.

### 4) 基于操作模式的优化

铜精矿矿源多、成分变化大, 造成闪速熔炼过程的工艺条件经常波动. 为了保证工艺指标, 需对各操作参数进行实时调整. 而这些工艺指标之间往往相互影响甚至互相矛盾, 需分析每个目标与生产状态之间以及各生产目标之间的联系, 统一协调各操作参数. 基于操作模式的优化就是针对实际的输入条

件及状态参数, 从优化操作模式库中搜索出与其最相似的操作模式, 并针对各操作参数的特点, 研究控制作用之间的协调策略, 以保证整个系统的综合指标最优.

## 2 基于数据驱动的铜闪速熔炼过程操作模式优化方法

冰铜温度、冰铜品位和渣中铁硅比是铜闪速熔炼过程的综合判断指标, 只有稳定了这三大工艺指标, 才能稳定熔炼及后续生产过程.

### 2.1 基于数据驱动的三大工艺指标预测

#### 2.1.1 机理模型

闪速熔炼过程中, 入炉物料主要包括: 精矿、渣精矿、不定物料、硅酸矿、转炉烟灰、转炉锅炉烟灰、干燥烟灰、锅炉烟灰以及电收尘烟灰等 9 种含铜物料以及富氧; 产物包括: 冰铜、炉渣、烟气与烟尘. 富氧通常是  $N_2$  和  $O_2$  的混和气体, 而其他含铜物料中主要包含  $Cu$ 、 $Fe$ 、 $S$ 、 $SiO_2$  四种成分. 实际生产中, 物料量及热量总是在一定条件下保持平衡的. 因此, 根据闪速熔炼过程主要化学反应, 可列出式 (8) 所示的物料平衡方程组<sup>[10]</sup>.

$$\sum_{i=1}^9 G_i + x_{11} = x_1 + x_3 + x_6 + x_7 + x_8 + x_9 + x_{10}$$

$$G_{CuI} = x_2 + x_3\theta_{Cu2} + (x_6 + x_7)\theta_{Cu6} + x_8\theta_{Cu9}$$

$$G_{SI} = x_1(P_{11} + \frac{x_2}{x_1 P_{12}}) + x_3\theta_{S2} + (x_6 + x_7) \times \theta_{S6} + x_8\theta_{S9} + x_9$$

$$G_{FeI} = x_1(P_{13} + \frac{x_2}{x_1 P_{14}}) + x_4 + (x_6 + x_7) \times$$

$$\begin{aligned}
 & \theta_{\text{Fe6}} + x_7 \theta_{\text{Fe9}} \\
 G_{\text{SiO}_2\text{I}} &= x_5 + (x_6 + x_7) \theta_{\text{SiO}_2\text{6}} + x_8 \theta_{\text{SiO}_2\text{9}} \\
 x_6 &= (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) P_1 P_2 P_3 \\
 x_7 &= (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) P_1 P_2 (1 - P_3) \\
 x_8 &= (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) P_1 (1 - P_2) \\
 x_9 &= 0.0014 \eta_{\text{O}} \left[ 0.21 \frac{G_{\text{F}} - G_{\text{O}}}{1 + \omega_{\text{A}}} + \right. \\
 & \quad \left. G_{\text{O}} \theta_{\text{O}} + 0.21 \frac{G_{\text{A1}} + G_{\text{A2}}}{1 + \omega_{\text{A}}} \right] - x_{11} \\
 x_{10} &= [G_{\text{otherI}} - (\delta_{\text{O}_2\text{2}} + \delta_{\text{O}_2\text{3}} + \delta_{\text{O}_2\text{5}} + \delta_{\text{O}_2\text{6}} + \\
 & \quad \alpha_1 G_4 + \alpha_2 G_8 + \alpha_3 G_9)] (1 - P_4) 0.38 x_1 \times \\
 & \quad (P_{13} - 1.74 P_{11} P_{20}) + x_2 [P_{14} - 1.74 (P_{12} - \\
 & \quad 0.25) P_{20}] - \alpha_4 x_3 + \alpha_5 x_4 + \alpha_2 (x_6 + x_7) + \\
 & \quad \alpha_3 x_8 - x_{11} = \delta_{\text{O}_2\text{2}} + \delta_{\text{O}_2\text{3}} + \delta_{\text{O}_2\text{5}} + \\
 & \quad \delta_{\text{O}_2\text{6}} + \alpha_1 G_4 + \alpha_2 G_8 + \alpha_3 G_9 \quad (8)
 \end{aligned}$$

其中, 变量  $x_1 \sim x_{11}$  分别表示产出冰铜量、冰铜中的含量铜、渣量、渣中 Fe 量、渣中  $\text{SiO}_2$  量、锅炉烟灰粉量、锅炉烟灰块量、电收尘烟灰量、排烟中 S 量、排烟中其他物质量、化学反应所需的氧量.  $G_1 \sim G_9$  分别为 9 种含铜物料的量;  $G_{\text{F}}$ 、 $G_{\text{O}}$ 、 $G_{\text{A1}}$ 、 $G_{\text{A2}}$  分别为热风、氧气、自由空气及一次空气的量;  $G_{\text{CuI}}$ 、 $G_{\text{Si}}$ 、 $G_{\text{FeI}}$ 、 $G_{\text{SiO}_2\text{I}}$ 、 $G_{\text{otherI}}$  分别为装入物中四种主要成分及其他成分的量;  $\theta_{ij}$  表示第  $j$  ( $1 \leq j \leq 9$ ) 种含铜物料中成分  $i$  ( $i$  分别表示 Cu、Fe、S、 $\text{SiO}_2$ ) 的百分含量;  $\delta_{\text{O}_2j}$  表示第  $j$  ( $1 \leq j \leq 9$ ) 种含铜物料中  $\text{O}_2$  的量;  $\alpha_1 \sim \alpha_5$  分别为硅酸矿、锅炉烟灰、电收尘烟灰、渣及渣中 Fe 的  $\text{O}_2$  系数;  $P_{11}$ 、 $P_{12}$ 、 $P_{13}$ 、 $P_{14}$  分别为冰铜中 S 及 Fe 品位计算系数, 由经验确定;  $P_1 \sim P_4$  分别为烟灰发生率、锅炉烟灰率、锅炉烟灰返回率及其他物质计算系数, 也是由经验确定;  $P_{20}$  为 FeS 的 Fe 与 S 的比率;  $\omega_{\text{A}}$ 、 $\theta_{\text{O}}$ 、 $\eta_{\text{O}}$  分别为空气水分率、氧气浓度及经验确定的反应塔氧效率. 由式 (8) 平衡方程组可以求得  $x_1 \sim x_{11}$ , 从而求得冰铜品位及渣中铁硅比分别为

$$P_{\text{Cu}} = \frac{x_2}{x_1}, \quad R_{\text{Fe/SiO}_2} = \frac{x_4}{x_5} \quad (9)$$

同样, 基于生产过程的热平衡, 可计算冰铜温度.

由于机理模型是基于一定假设条件建立的, 且其中很多参数凭经验设定, 因此模型准确性有限.

### 2.1.2 模糊神经网络模型

工业运行数据中包含了反映输入条件及操作参数与三大工艺指标之间关系的信息. 而模糊神经网络具有很强的容错能力, 在处理和解决问题时不需要对象的精确数学模型, 通过其结构的可变性, 逐步

适应外部环境各种因素的作用, 在高度非线性和严重不确定性的复杂系统建模方面潜力巨大.

根据机理分析可知, 影响三大工艺指标的因素主要包括: 反应塔热风量、反应塔富氧浓度、装入干矿总量、装入物中 Cu、Fe、S、 $\text{SiO}_2$  的含量以及空气水分率等 8 个参数. 因此, 本文设计了三大工艺指标的模糊神经网络模型, 其结构如图 3 所示.

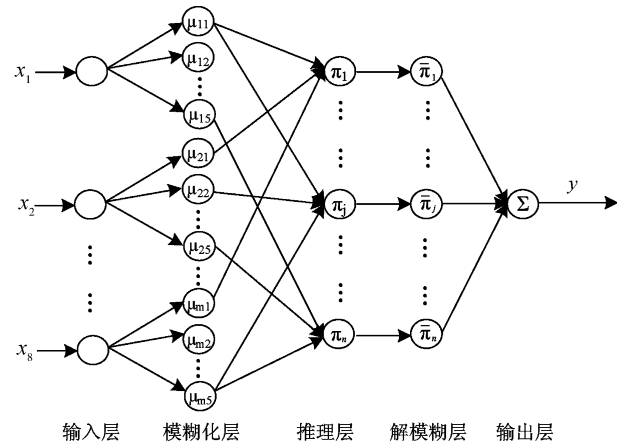


图 3 模糊神经网络结构

Fig. 3 Structure of fuzzy neural networks

尽管模糊神经网络具有较强的拟合非线性关系的能力, 但对于存在大时滞、参数分布性和时变性等复杂内在机理的工业过程, 尤其当训练样本数量不够多时, 仅依赖于模糊神经网络模型难以满足模型精度的要求.

### 2.1.3 智能协调策略

为此, 本文设计了一个模糊协调器, 根据工况将机理模型和模糊神经网络模型加权协调, 即

$$y = \mu f_N + (1 - \mu) f_M \quad (10)$$

其中,  $f_N$ 、 $f_M$  分别为模糊神经网络模型及机理模型的预测结果,  $\mu$  为模糊神经网络模型的权重,  $y$  则为工艺指标的最终预测结果.  $\mu$  的取值是通过输入变量区域的模糊划分与综合后计算出来的.

模糊神经网络是以大量正常生产情况下的工业运行数据为样本建立的, 能很好地描述正常工况下的生产过程. 而在非正常工况下, 生产过程依然满足平衡关系, 机理模型仍然适用. 因此, 当工况正常时, 应取较大的  $\mu$  值; 而当工况异常时, 应取较小的  $\mu$  值.

工况判断通过历史数据统计获得. 设样本数为  $N$ ,  $U$  为某个输入变量  $x_i$  的取值区间, 将  $U$  分为  $n$  个子区间  $\{U_1, U_2, \dots, U_n\}$ , 每个子区间  $U_i$  的样本数为  $N_i$ . 在某些子区间内, 样本个数较多; 而在某些子区间内, 样本个数较少, 甚至没有. 由于大多数样

本是在生产正常的情况下获得的, 因此可以认为某个子区间的样本越多, 其工况越正常; 反之, 若该区间的样本很少, 则工况属于异常情况. 因此, 可根据各子区间所含样本数占总样本数比例, 将它们归为三类:

- 1) 若  $N_i/N \geq \varepsilon_{\max}$ , 则工况正常;
- 2) 若  $\varepsilon_{\min} < N_i/N < \varepsilon_{\max}$ , 则工况较正常;
- 3) 若  $N_i/N \leq \varepsilon_{\min}$ , 则工况异常.

其中,  $\varepsilon_{\max}$  和  $\varepsilon_{\min}$  是由经验确定的样本比例参数. 输入变量可能在多个区间是正常的, 而在这些区间之外是异常的. 实际生产中, 一般只有一个区间是正常的, 如图 4 所示. 即在  $[a_{1\min}, a_{1\max}]$  内属于正常; 而在  $(a_{2\min}, a_{1\min})$  及  $(a_{1\max}, a_{2\max})$  内属于较正常; 超出这些范围则属于异常.  $a_{2\min}$ 、 $a_{1\min}$ 、 $a_{1\max}$ 、 $a_{2\max}$  是通过对历史数据统计获得的.

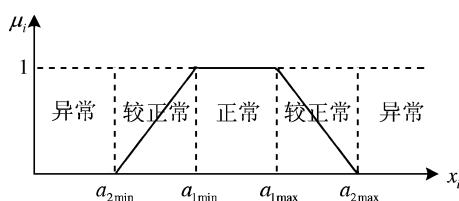


图 4 输入变量的模糊隶属度函数

Fig. 4 Fuzzy membership functions of input variables

定义  $x_i$  的模糊论域为  $\{A_x, A'_x\}$ , 其中  $A_x$  表示“适用模糊神经网络模型处理的范围”,  $A'_x$  表示“适用机理模型处理的范围”.  $A_x$  的隶属函数形式为

$$\mu_i = \begin{cases} \frac{x_i - a_{2\min}}{a_{1\min} - a_{2\min}}, & a_{2\min} \leq x_i < a_{1\min} \\ 1, & a_{1\min} \leq x_i \leq a_{1\max} \\ \frac{a_{2\max} - x_i}{a_{2\max} - a_{1\max}}, & a_{1\max} < x_i \leq a_{2\max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

采用加权法计算模糊神经网络模型的权重为

$$\mu = \sum_{i=1}^r \mu_i \beta_i \quad (12)$$

其中,  $\mu_i$  ( $i = 1, 2, \dots, r$ ) 分别是模糊神经网络的  $r$  个输入变量根据式 (11) 计算的隶属度,  $\beta_i$  是各变量的隶属度权重系数, 满足:  $0 < \beta_i < 1$  且  $\beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_r = 1$ .  $\beta_i$  反映了各输入变量对预测结果的影响程度, 由历史数据的统计结果获得.

#### 2.1.4 预测结果

利用工业现场所获得的数据对机理模型 M1、模糊神经网络模型 M2 及两者协调后的综合模型 M3

的对比结果如表 1 所示. 从表 1 中可以看出, 协调后的预测结果精度完全满足实际生产的要求.

表 1 三大工艺指标预测结果

Table 1 Prediction results of three technical indexes

模 型	冰铜温度		冰铜品位		渣中铁硅比	
	最大	平均	最大	平均	最大	平均
	相对 误差	相对 误差	相对 误差	相对 误差	相对 误差	相对 误差
M1	8.05 %	2.17 %	4.72 %	1.61 %	11.6 %	4.34 %
M2	8.85 %	2.03 %	4.86 %	1.53 %	10.7 %	4.3 %
M3	5.47 %	1.65 %	4.67 %	1.3 %	7.76 %	3.32 %

## 2.2 基于数据的操作模式优化

### 2.2.1 优化控制总体结构

实际数据表明, 当工况较好时, 基于数据驱动的操作模式优化方法能获得很好的优化效果; 而当工况较差时, 操作模式优化结果较差, 而基于平衡计算的机理决策模型<sup>[10]</sup> 所获得的结果较好. 为此, 本文采用如图 5 (见下页) 所示的操作模式优化控制框架. 即根据三大工艺指标建立工况综合评判模型, 定义综合工况指标  $S$  如式 (13) 所示:

$$S = k_1 \left(1 - \frac{T}{T_0}\right)^2 + k_2 \left(1 - \frac{P}{P_0}\right)^2 + k_3 \left(1 - \frac{C}{C_0}\right)^2 \quad (13)$$

其中,  $T$ 、 $P$ 、 $C$  分别为冰铜温度、冰铜品位及渣中铁硅比的预测值;  $T_0$ 、 $P_0$ 、 $C_0$  则分别为相应的期望指标, 实际生产中分别为  $1225^\circ\text{C}$ 、 $0.58$  和  $1.3$ ;  $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_3$  为权重, 经验取值为  $0.3$ 、 $0.4$ 、 $0.3$ . 综合工况指标越小, 则说明工况越好. 若工况为优, 则维持当前操作参数 (富氧量、热风量) 不变; 而在工况非优的状态下, 需及时调整操作参数. 即利用操作模式优化方法和机理决策模型分别计算操作参数, 并采用模糊加权策略对两种方法获得的结果进行协调计算, 从而得到优化的富氧量和热风量.

### 2.2.2 操作模式优化

铜闪速熔炼过程中, 操作模式可表示为

$$Q = [i_1, \dots, i_{46}, p_1, p_2]^T \quad (14)$$

其中,  $i_1, \dots, i_{46}$  为输入条件, 分别表示 9 种入炉含铜物料的量、Cu、Fe、S、SiO<sub>2</sub> 的比率以及空气水分率;  $p_1$ 、 $p_2$  为操作变量, 分别表示氧气量及热风量. 不同入炉物料、氧气量及热风量组成的所有操作模式  $Q_1, Q_2, \dots, Q_n, \dots$  则形成操作模式空间. 操作模式空间中, 有些能获得很好的综合工况指标, 而在有些操作模式下, 综合工况指标较差. 为此, 首先需从操作模式空间中找出优化操作模式组成优化操作模式库.

设  $Q_1, Q_2, \dots, Q_n$  为输入条件相近的操作模式, 即满足

$$K(Q_i, Q_j) > K_\delta, \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

其中,  $K(Q_i, Q_j)$  表示  $Q_i$  与  $Q_j$  的相似度,  $K_\delta$  根据经验确定. 将  $n$  个操作模式所获得的综合工况指标  $S$  进行排序, 其中  $S$  最小的几个模式即为该输入条件下的优化操作模式. 按这种方法, 可以从大量的操作模式中寻找出所有不同输入条件下的优化操作模式, 从而组成优化操作模式库. 在此基础上, 就可以从优化操作模式库中搜索与当前实际输入条件最相近的一些操作模式, 并从中获得最优的操作参数.

由于优化操作模式数量很大且空间分布很广, 直接搜索难度较大. 因此, 先采用模糊 C 均值聚类方法对优化操作模式进行聚类<sup>[10]</sup>. 聚类后的优化操作模式库被分为 10 个大类, 各个类的中心是 10 个优化操作模式, 设为  $C_1, C_2, \dots, C_{10}$ . 计算各个类的中心  $C_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 10$ ) 与当前输入条件的相似度. 假设第  $k$  个类中心与当前输入条件最相似, 则从第  $k$  个类中选取与当前输入条件最匹配 (相似度最大) 的  $N$  个优化操作模式. 实际应用中, 可以直接将其中任何一个操作模式中的操作参数用于闪速熔炼过程的控制. 但由于优化操作模式库可能没有与当前输入条件匹配的优化操作模式, 为此, 本文将将该  $N$  个优化操作模式为初始种群, 采用混沌伪并行遗传算法, 进一步优化操作参数.

优化过程中, 以当前输入条件及操作变量下所

获得的综合工况指标  $S$  最小为优化目标, 对操作变量进行优化, 具体步骤如下:

**步骤 1.** 以上述方法产生的  $N$  个操作模式中的操作参数为遗传算法的初始群体.

**步骤 2.** 种群的进化, 采用伪并行遗传算法对种群进行进化运算. 若满足进化结束条件 (适应度大于给定值或进化代数达到一定值), 则进化结束; 若不满足结束条件, 但种群不再进化, 即出现早熟, 则转入步骤 3.

**步骤 3.** 混沌二次载波优化, 将个体按适应度大小进行分类 (优、良、中、差), 在各类中随机抽取  $s$  个个体按混沌优化方法进行优化后, 重新转入步骤 2. 这样可以引导整个种群的进化方向, 提高遗传算法的收敛速度, 产生新的优良个体, 使种群跳出局部最优解, 进入新的搜索空间.

经过上述基于模糊 C 均值聚类算法与混沌伪并行遗传算法, 即可获得最优的操作参数.

### 2.2.3 模糊加权策略

本文根据综合工况指标  $S$  将生产工况分为优 ( $0 \leq S \leq 0.002$ )、良 ( $0.002 < S \leq 0.01$ )、中 ( $0.01 < S \leq 0.04$ )、差 ( $S > 0.04$ ) 四个等级. 并根据生产条件等级, 计算基于操作模式优化方法所获操作参数权重的模糊隶属度函数  $\lambda$ , 如图 6 所示. 因此, 最终的操作参数优化结果为

$$\begin{aligned} G_O &= \lambda G_{O1} + (1 - \lambda) G_{O2} \\ G_F &= \lambda G_{F1} + (1 - \lambda) G_{F2} \end{aligned} \quad (15)$$

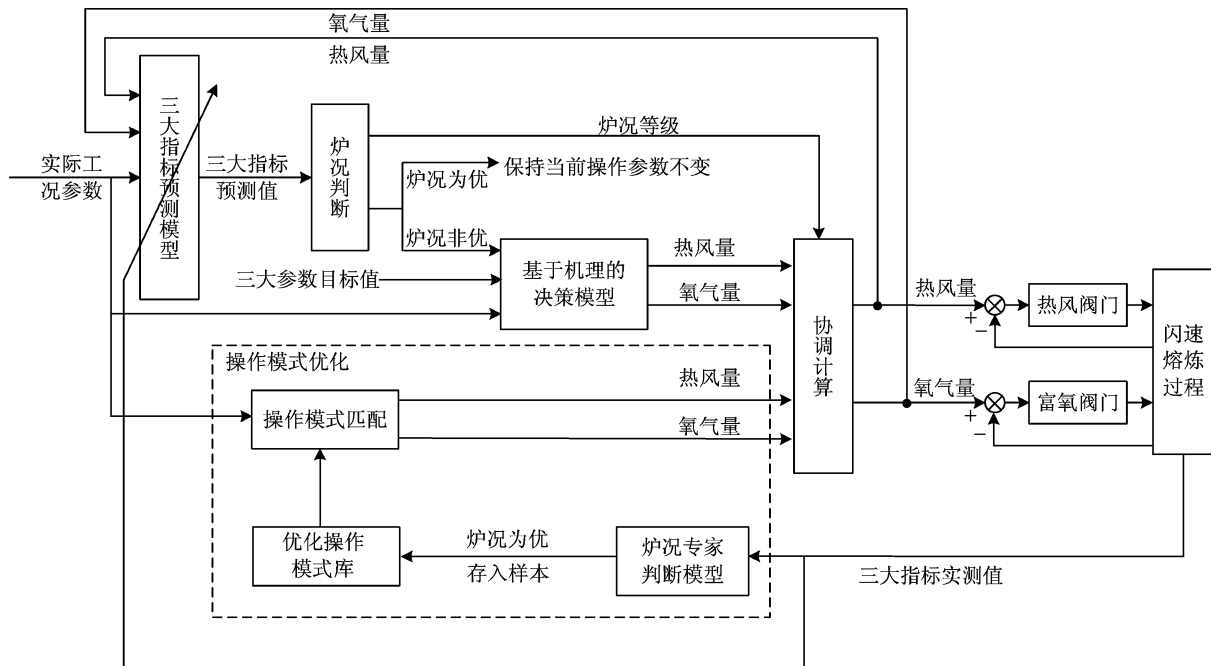


图 5 铜闪速熔炼操作模式优化控制

Fig. 5 Operation pattern optimal control for copper flash smelting

其中,  $G_{O1}$ 、 $G_{O2}$ 、 $G_O$  分别为两种方法计算得出的富氧量及协调计算后得到的氧气量,  $G_{F1}$ 、 $G_{F2}$ 、 $G_F$  则分别为相应的热风量。

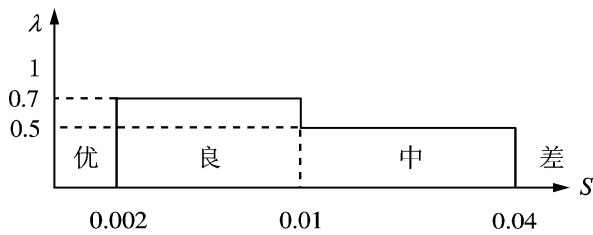


图6 基于操作模式优化的权重函数

Fig.6 Weight function of operational-pattern optimization

### 2.3 工业应用

基于数据驱动的铜闪速熔炼过程操作模式优化系统已成功应用于铜冶炼企业. 实现了冰铜温度、冰铜品位及渣中铁硅比的在线预测, 预测精度满足实际生产的要求. 对操作参数的优化, 减少了由参数波动引起的工况不稳定. 图7和表2为系统运行前后连续四天三大工艺指标的实际检测值(每两个小时一个点). 从这些结果可以看出: 优化系统运行后, 三大工艺指标比系统运行前更稳定. 同时, 对操作参数的优化, 提高了冰铜的质量, 稳定了闪速炉炉况, 其中冰铜品位上升0.5%, 冰铜温度控制精度由  $1225 \pm 35^\circ\text{C}$  提高到  $1225 \pm 10^\circ\text{C}$ , 闪速炉渣含铜下降0.1%, 衡量熔炼炉综合炉况的三大工艺指标明显改善, 显著提高了产品的产量与质量, 降低了消耗, 取得了很好的应用效果.

表2 三大工艺指标的平均相对标准偏差

Table 2 Average relative standard deviations of three parameters

	冰铜温度	冰铜品位	渣中铁硅比
运行前	4.14%	4.04%	11.53%
运行后	3.74%	3.65%	9.51%

### 3 总结

本文分析了铜闪速熔炼过程的特点及其优化控制存在的难点, 探讨了基于数据驱动的操作模式优化方法, 提出了操作模式优化控制的框架和相关概念的定义. 重点研究了铜闪速熔炼过程中冰铜温度、冰铜品位及渣中铁硅比三大工艺指标的在线预测和基于数据驱动的操作模式优化方法的应用, 应用效果表明该方法是一种解决复杂工业过程优化控制难点问题的有效方法之一, 具有广阔的应用前景. 然而, 基于数据驱动的操作模式优化方法的研究还刚

刚起步, 其基础理论及实际应用问题尚待进一步探索, 是未来控制领域研究的重点之一.

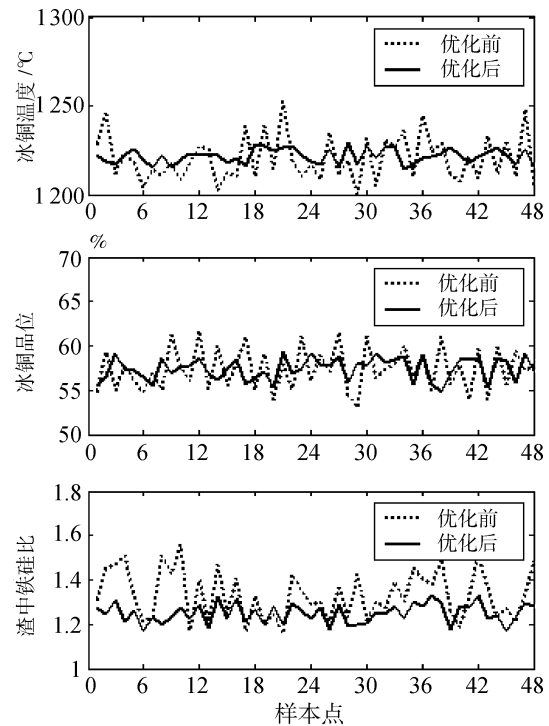


图7 优化系统运行结果

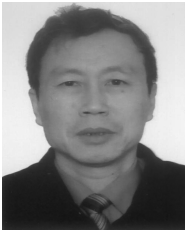
Fig.7 Results of the optimization system

### References

- Zhu Zu-Ze, He Jia-Qi. *Modern Copper Metallurgy*. Beijing: Science Press, 2003  
(朱祖泽, 贺家齐. 现代铜冶金学. 北京: 科学出版社, 2003)
- Yan Ai-Jun, Chai Tian-You, Yue Heng. Multivariable intelligent optimizing control approach for shaft furnace roasting process. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(4): 636-640  
(严爱军, 柴天佑, 岳恒. 竖炉焙烧过程的多变量智能优化控制. 自动化学报, 2006, **32**(4): 636-640)
- Zhang J. Batch-to-batch optimal control of a batch polymerization process based on stacked neural network models. *Chemical Engineering Science*, 2008, **63**(5): 1273-1281
- Yang C H, Gui W H, Kong L S, Wang X L. A genetic-algorithm-based optimal scheduling system for full-filled tanks in the processing of starting materials for alumina production. *Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2008, **86**(4): 804-812
- Yang C H, Gui W H, Kong L S, Wang Y L. A two-stage intelligent optimization system for the raw slurry preparing process of alumina sintering production. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, to be published
- Hu Zhi-Kun. Research on Intelligent Optimization Methods of Operational Pattern in the Complex Process of Nonferrous Metallurgy [Ph. D. dissertation], Central South University, China, 2005

(胡志坤. 复杂有色金属熔炼过程操作模式智能优化方法研究 [博士学位论文], 中南大学, 中国, 2005)

- 7 Hu Zhi-Kun, Gui Wei-Hua, Peng Xiao-Qi, Yao Jun-Feng, Zhang Wei-Hua. Intelligent optimization of optimal operational pattern in the process of copper converting furnace. *Control Theory and Applications*, 2005, **22**(2): 243–247  
(胡志坤, 桂卫华, 彭小奇, 姚俊峰, 张卫华. 铜转炉生产操作模式智能优化. 控制理论与应用, 2005, **22**(2): 243–247)
- 8 Gui Wei-Hua, Li Yong-Gang, Yang Chun-Hua, Chen Zhi-Sheng. Distributed SVM based on improved clustering algorithm and its application. *Control and Decision*, 2004, **19**(8): 852–856  
(桂卫华, 李勇刚, 阳春华, 陈志盛. 基于改进聚类算法的分布式 SVM 及其应用. 控制与决策, 2004, **19**(8): 852–856)
- 9 Chen Xiao-Fang, Gui Wei-Hua, Wang Ya-Lin, Wu Min, Yang Chun-Hua. Soft sensing model of sulfur content in agglomerate based on intelligent integrated strategy. *Control Theory and Applications*, 2004, **21**(1): 75–80  
(陈晓方, 桂卫华, 王雅琳, 吴敏, 阳春华. 基于智能集成策略的烧结块残硫软测量模型. 控制理论与应用, 2004, **21**(1): 75–80)
- 10 Yan Qing-Jun. Optimization of Operational Parameters for Copper Smelting Process and Its Application [Master dissertation], Central South University, China, 2007  
(颜青君. 铜闪速熔炼操作参数优化的研究与应用 [硕士学位论文], 中南大学, 中国, 2007)



桂卫华 中南大学教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制、分散鲁棒控制及故障诊断.  
E-mail: gwh@mail.csu.edu.cn  
(**GUI Wei-Hua** Professor at Central South University. His research interest covers modeling and optimal control of complex industrial process, distributed robust control, and fault diagnoses.)



阳春华 中南大学教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制、智能控制系统及实时系统的容错计算.

E-mail: ychh@mail.csu.edu.cn

(**YANG Chun-Hua** Professor at Central South University. Her research interest covers modeling and optimal control of complex industrial process, intelligent control systems, and fault-tolerant computing of real-time systems.)



李勇刚 中南大学副教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制. 本文通信作者.

E-mail: liyonggang@mail.csu.edu.cn

(**LI Yong-Gang** Associate professor at Central South University. His research interest covers modeling and optimal control of complex industrial process. Corresponding author of this paper.)



贺建军 中南大学教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化控制.

E-mail: csuhjj@163.com

(**HE Jian-Jun** Professor at Central South University. His research interest covers modeling and optimal control of complex industrial process.)



尹林子 中南大学博士研究生. 主要研究方向为智能信息处理.

E-mail: nihaoylz@126.com

(**YIN Lin-Zi** Ph.D. candidate at Central South University. His main research interest is intelligent information processing.)