

文章编号: 1001-0920(2004)10-1091-06

## 铅锌烧结过程智能集成优化控制技术

杜玉晓, 吴敏, 桂卫华

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

**摘要:** 针对复杂的铅锌烧结过程, 提出了基于神经网络和模糊专家规则模型的自学习模糊专家控制方法进行状态参数优化, 基于神经网络模型的模糊  $C$  均值聚类搜索混沌遗传算法进行综合指标参数优化。智能集成优化控制技术具有高效性和实用性, 有效地抑制了工况波动, 提高了烧结矿产量和质量, 取得了较好的工业控制效果。

**关键词:** 铅锌烧结过程; 模糊专家控制; 神经网络集成模型; 模糊  $C$  均值聚类搜索; 混沌遗传算法

中图分类号: TP273

文献标识码: A

## Intelligent integrated optimization control techniques for the Lead-Zinc sintering process

DU Yu-xiao, WU Min, GUI Wei-hua

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

Correspondent: DU Yu-xiao, Email: o-xtbj@mail.csu.edu.cn

**Abstract:** The self-studying fuzzy expert control technique is used to optimize the state parameters of the complex Lead-Zinc sintering process. Based on neural network model, the FCM searching and chaos genetic algorithm are used to realize the composite target parameters optimization. The intelligent integrated optimization control technique is efficient and practical in restraining the fluctuation of status and improving the effect of sinters in industrial practice.

**Key words:** Lead-Zinc sintering process; fuzzy expert control; composite neural network model; FCM searching; chaos genetic algorithm

### 1 引言

铅锌密闭鼓风烧结具有强非线性、强耦合性、不确定性、时变时滞性、多约束、多输入多输出等特点, 其过程建模及优化控制技术受到国内外学者的高度重视。

模糊控制、专家系统、人工神经网络等智能技术, 在烧结过程建模及优化控制中取得了一定的应用效果, 其中以专家系统的工业应用效果最为突出<sup>[1-3]</sup>。密闭鼓风烧结工艺与吸风烧结工艺差异很大, 一些关键的状态参数和指标参数无法获得, 目前

对于密闭鼓风烧结过程的建模与优化控制的研究还处于起步阶段<sup>[4]</sup>。

针对复杂铅锌密闭鼓风烧结过程, 单纯采用传统的 PD、自适应、模糊控制、专家系统或现代控制理论方法很难达到满意的控制效果, 需要引入新的优化控制技术。本文提出了基于智能模型的集成优化控制技术, 首先建立了变系数模糊集成神经网络透气性状态预测模型和模糊专家规则烧穿点位置预测模型, 采用自学习模糊专家控制器进行状态优化参数控制; 然后建立了多神经网络烧结矿产量和化

收稿日期: 2003-11-03; 修回日期: 2004-02-06

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目(2002CB312203); 国家计委高技术产业化示范工程项目([2000]2498)。

作者简介: 杜玉晓(1973—), 男, 河南南阳人, 博士生, 从事智能集成控制、计算机网络的研究; 吴敏(1963—), 男, 广东化州人, 教授, 博士生导师, 从事鲁棒控制、智能集成控制等研究。

学成分预测模型,采用模糊 C 均值聚类搜索混沌遗传算法进行综合指标参数控制,并对优化结果进行协调 本文提出的智能集成优化控制技术具有高效性和实用性,在工业过程中取得了较好的应用效果

## 2 智能优化控制技术结构

从过程控制角度看,铅锌烧结生产的目的是通过调整原料参数、操作参数和设备参数,使指标参数和状态参数达到最优 指标参数主要包括烧结矿的产量和质量指标 质量指标包括化学成分、物理性能和冶金性能 3 个方面 化学成分中需要严格控制烧结矿的含铅量和含硫量,物理性能和冶金性能很少列入日常检验项目 状态参数主要包括透气性状态和热状态(主要是烧穿点位置). 综上分析,可将铅锌密闭鼓风烧结过程控制分为状态参数(透气性、烧穿点)控制和综合指标参数(烧结矿产量、含铅量、含硫量)控制两部分

通过对铅锌烧结过程进行分析可知,状态参数优化与综合指标参数优化的方向应是一致的,但在实际优化操作过程中,很难保证二者在调整参数上的一致性,因此需要采用协调策略进行综合 铅锌烧结过程操作优化控制原理如图 1 所示

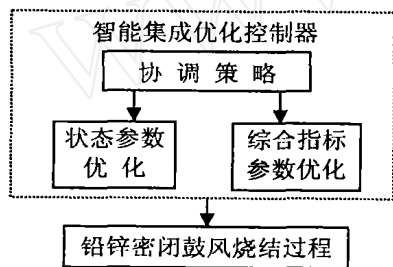


图 1 铅锌烧结过程智能优化控制原理

## 3 烧结过程状态优化

烧结过程透气性状态与热状态密切相关,是影响烧结矿产量和质量指标的重要因素 透气性指数和烧穿点位置无法直接检测,需要寻求合适的计算公式和判断方法建立对应的预测模型

### 3.1 透气性预测模型

透气性从气体动力学的角度反映出烧结过程的好坏,可采用 Voice 公式<sup>[3]</sup>进行计算 本文在透气性预测研究中提出一种变系数模糊集成神经网络模型,将时间序列与工艺参数预测很好地结合起来,有效地减小了模型的预测误差

#### 3.1.1 时间序列预测模型

采用三层 BP 神经网络建立时间序列透气性预测模型,输入变量 6 个:当前的透气性指数( $P_e(k)$ )

及其前 5 个时刻的透气性指数( $P_e(k-1) \sim P_e(k-5)$ ); 输出变量 1 个:下一时刻的透气性指数( $P_e(k+1)$ ); 隐层神经元 15 个 令

$$M = \{m_1, m_2, \dots, m_6\} =$$

$$\{P_e(k), P_e(k-1), \dots, P_e(k-5)\},$$

则时间序列透气性神经网络预测模型可表示为

$$P_{ea}(k+1) = \sum_{i=1}^{15} w_i^o \tan \operatorname{sig} \left( \sum_{j=1}^6 w_{i,j}^H m_j + b_i^H \right) + b_i^o \quad (1)$$

其中:  $w_{i,j}^H$  为第  $i$  个隐层神经元第  $j$  个输入变量的权值,  $b_i^H$  为第  $i$  个隐层神经元的阈值,  $w_i^o$  为第  $i$  个隐层神经元隐层到输出层的权值,  $b_i^o$  为输出神经元的阈值,  $\tan \operatorname{sig}(x)$  是扩展的 Sigmoid 函数,即

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

采用  $f_{P_{ea}}$  表示神经网络模型,则式(1)可表示为

$$P_{ea}(k+1) = f_{P_{ea}}(m_1, m_2, \dots, m_6). \quad (2)$$

本文中的神经网络模型均采用类似的表示方法

### 3.1.2 工艺参数预测模型

采用三层 BP 神经网络建立工艺参数透气性预测模型,根据机理分析结果确定 6 个输入变量:点火温度( $T_{am}$ ),混合料水分( $R_{water}$ ),混合料含硫量( $R_s$ ),混合料含铅量( $R_{pb}$ ),混合料二氧化硅含量( $R_{SD_2}$ ),台车速度( $V$ ); 输出变量为下一时刻透气性指数( $P_e(k+1)$ ); 隐层神经元 15 个 用  $f_{P_{eb}}$  表示工艺参数透气性神经网络预测模型结构,即

$$P_{eb}(k+1) = f_{P_{eb}}(T_{am}, R_{water}, R_s, R_{pb}, R_{SD_2}, V). \quad (3)$$

### 3.1.3 变系数集成透气性预测模型

为综合时间序列预测和工艺参数预测的结果,采用模糊分类器对输入变量区域进行模糊划分与综合,将两个模型有机地结合在一起

模糊分类器原理如下:首先对工况参数变化量进行模糊分类,然后根据求取条件隶属度的方法求得工况参数稳定系数  $\mu_A$ ,  $0 \leq \mu_A \leq 1$ . 这样可将工况模糊化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;一旦工况出现较大的波动,则主要采用工艺参数模型进行预测,这样可提高模型整体的预测精度

通过引入  $\mu_A$ , 可得到时间序列和工况参数序列集成综合透气性预测模型

$$P_e(k+1) = \mu_A P_{ea} + (1 - \mu_A) P_{eb} \quad (4)$$

### 3.2 烧穿点预测模型

#### 3.2.1 烧穿点位置判断

烧结终点(即烧穿点BTP)从传热的角度反映出物料燃烧状况。目前采用的烧穿点判断方法有以下几种:废气温度判断法、废气成分判断法、负压法、BRP法<sup>[2]</sup>。

在普遍采用的废气温度判断法中,热电偶检测的是废气温度,检测位置以及热电偶插入深度对温度检测值有很大的影响,从而造成烧穿点位置判断误差较大。为此,本文采用与负压法类似的支管压力下降后的稳定点(PSP法)进行烧穿点位置判断。首先计算支管压力变化率,判断压力急剧下降点;然后在压力急剧下降后找出压力稳定点,即为PSP点。

#### 3.2.2 烧穿点位置预测

影响烧穿点位置的主要因素有垂直烧结速度和台车速度,而影响垂直烧结速度最主要因素是烧结过程的透气性。

在此采用模糊专家规则对烧穿点位置进行预测:首先对当前烧穿点位置 $P_e(k)$ 、透气性指数 $BTP(k)$ 、台车速度 $V$ 进行模糊化;然后结合专家经验并通过前向推理的方式,获得烧穿点位置的预测值 $BTP(k+1)$ 。模糊专家规则形式如下:

$R^{\#}$ : If 条件(当前烧穿点位置、透气性指数、台车速度) Then 结论(下一时刻烧穿点位置)。

### 3.3 烧结状态优化控制

基于神经网络和模糊专家规则建立的状态预测模型,很难采用精确的方法进行参数优化。为此采用自学习模糊专家控制器对烧结状态优化进行控制,其原理如图2所示。

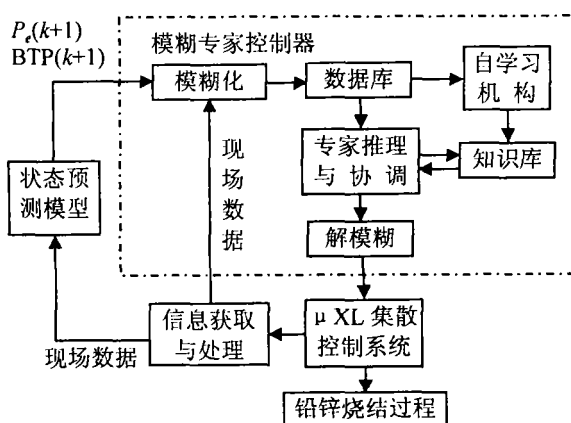


图2 模糊专家控制器原理

模糊专家控制器主要由数据库、推理机、知识库等构成,其输入量有:综合透气性预测值 $P_e(k+1)$ 、烧穿点位置预测值 $BTP(k+1)$ 和现场工艺参数(点火温度、混合料含水量、台车速度等);控制输出量有:点火温度、混合料含水量、台车速度。

模糊专家控制器工作原理如下:

Step1: 根据生产实际确定输入变量的论域,以便进行模糊化操作。

Step2: 进行透气性的模糊判别,如果透气性非优,则采用透气性专家模糊优化规则进行优化控制,并转Step4;如果透气性为优,则直接进入Step3。

透气性模糊专家优化规则:通过调整点火温度和混合料水分进行透气性的优化操作。

Step3: 进行烧穿点位置的模糊判别,采用相应的模糊专家规则得到控制量。

烧穿点模糊专家优化规则:在透气性优化的基础上,通过调节台车速度进行烧穿点的优化操作。

Step4: 对Step2的控制输出量点火温度和混合料水分以及Step3的控制输出量台车速度进行解模糊,得到实际的烧结过程状态优化操作参数。

自学习机构通过对控制系统的在线监督和评价,学习控制对象的未知信息,有效地充实和修改知识库的内容,使控制系统特性逐步得到完善。

## 4 综合指标参数优化

烧结矿产量和化学成分指标是控制的直接目标。根据工艺要求确定优化的主要指标包括:烧结矿产量、含铅量、含硫量。烧结矿产量每8h检测一次,混合料和烧结矿化学成分每2h检测一次,存在严重的滞后,因此需要建立产量化学成分预测模型。

### 4.1 产量化学成分预测模型

基于机理分析结果,确定烧结矿产量和质量模型的输入变量为:混合料含铅量( $R_{Pb}$ ),混合料含锌量( $R_{Zn}$ ),混合料含硫量( $R_S$ ),混合料含水量( $R_{water}$ ),1#新鲜风机风量( $Q_{M1}$ ),2#新鲜风机风量( $Q_{M2}$ ),2#返烟风机风量( $Q_{M3}$ ),台车速度( $V$ ),精矿流量( $Q_{JK}$ ),返粉流量( $Q_{FF}$ )。统一采用三层BP神经网络模型结构(输入变量10个,隐层神经元23个,输出变量1个)。令

$$X_0 = \{R_{Pb}, R_{Zn}, R_S, R_{water}, Q_{M1}, Q_{M2}, Q_{M3}, V, Q_{JK}, Q_{FF}\}.$$

烧结矿产量神经网络预测模型

$$B_K = f_{BK}(X_0); \quad (5)$$

烧结矿含硫量神经网络预测模型

$$B_S = f_{BS}(X_0); \quad (6)$$

烧结矿含铅量神经网络预测模型

$$B_{Pb} = f_{BPb}(X_0); \quad (7)$$

根据烧结块产量、含硫量、含铅量预测模型得到综合指标参数模型

$$B = \alpha \tilde{B}_k + \alpha_s \tilde{B}_s + \alpha_{pb} \tilde{B}_{pb} = f_B(X_0). \quad (8)$$

式中:  $\tilde{B}_k, \tilde{B}_s, \tilde{B}_{pb}$  为烧结块产量、含硫量、含铅量预测模型输出值的归一化结果;  $\alpha, \alpha_s, \alpha_{pb}$  分别为三者对综合指标参数的影响因子。由于  $R_{pb}$  和  $R_{zn}$  取当前物料成分的检测值, 在一次配料中由工艺调度人员给出, 不参与二次配料和参数优化环节。令

$$X = \{R_s, R_{water}, Q_{M1}, Q_{M2}, Q_{M3}, V, Q_{JK}, Q_{FF}\},$$

则式(8)可简化为

$$B = \alpha \tilde{B}_k + \alpha_s \tilde{B}_s + \alpha_{pb} \tilde{B}_{pb} = f_B(X); \quad (9)$$

$$s.t. \begin{cases} 5 < x_1 < 9, 3 < x_2 < 7, \\ 10 < x_3 < 20, 15 < x_4 < 26, \\ 10 < x_5 < 35, 1.3 < x_6 < 1.74, \\ 10 < x_7 < 60, 10 < x_8 < 250 \end{cases} \quad (10)$$

于是, 铅锌密闭鼓风烧结过程的综合指标参数优化问题, 便可描述为一个多输入、多输出、多约束条件下的非线性函数优化问题

## 4.2 智能优化算法

传统的优化控制方法难以解决复杂烧结过程的综合指标参数优化控制问题。为此, 本文提出了模糊  $C$  均值聚类搜索混沌遗传算法(FCM SCGA)。

根据工业实用有效的原则, 首先利用聚类搜索方法获得历史上对应当前烧结工况的优化操作样本, 作为一个初始次优解  $X^*$ ; 然后将  $X^*$  作为遗传算法初始群体中的一个个体, 按照适者生存的原则, 通过复制、交叉、变异、选择操作获得新一代种群。为防止遗传算法出现种群早熟或局部收敛现象, 在进化过程中引入混沌优化, 以引导劣势种群的进化方向, 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。

### 4.2.1 模糊 $C$ 均值聚类搜索

聚类方法包括  $C$  均值聚类、模糊  $C$  均值聚类、ISODATA 聚类、递阶聚类等, 在样品(样本)分类和方法选择等方面应用非常广泛<sup>[5]</sup>。本文根据聚类原理提出了模糊  $C$  均值聚类并行搜索方法, 对铅锌烧结过程优化操作数据库进行参数寻优, 以获得控制优化的一个次优解  $X^*$ 。

聚类搜索优化算法具体步骤如下:

Step 1: 建立铅锌烧结过程优化操作数据库, 用于保存历史上典型工况下的优化操作数据。数据库中的个体样本主要由两部分构成: 用于样本聚类的数据(聚类数据)和用于优化操作的数据(优化操作数据)。当前采集获得的现场数据样本  $X_0$  包含同样

内容

Step 2: 采用模糊  $C$  均值聚类方法, 根据聚类数据对优化操作数据库中的样本进行聚类操作。聚类后优化操作样本分为 20 大类, 第  $i$  类的类中心为  $C_{en_i}$ 。现场数据样本与历史数据样本之间、现场数据样本与类中心之间的相似性用相似系数表示。

Step 3: 计算现场数据样本与 20 个聚类类中心的相似系数, 选取相似系数最大者作为搜索的子空间; 在子空间内遍历搜索, 计算现场数据样本与子空间中每个样本的相似系数。对于相似系数大于 0.9 的子空间样本, 代入式(9)计算  $B$  的大小,  $B$  最小的样本, 其优化操作数据元素  $X^*$  即为模糊  $C$  均值聚类搜索的优化解。

由于直接对历史优化操作数据库进行聚类搜索, 在控制精度要求不高的情况下, 搜索获得的优化结果可直接作为控制参数下发, 同时将搜索结果作为混沌遗传算法的初始解, 可大大提高整体优化的速度和全局最优解的工业有效性。

### 4.2.2 混沌遗传算法

混沌遗传优化算法<sup>[6]</sup>具有全局搜索、并行性、高效性的特点。为保证算法的全局收敛性, 采用具有最优保存的简单遗传混沌优化算法, 其原理如下:

#### (1) 群体初始化

评估函数采用控制目标函数  $B$ , 即

$$E = B = f(X). \quad (11)$$

采用二进制矢量编码, 染色体表示为

$$X = (R_s, R_{water}, Q_{M1}, Q_{M2}, Q_{M3}, V, Q_{JK}, Q_{FF}).$$

设定群体规模  $G_p$ , 进化的最大代数  $G_M$ , 个体的目标适应度  $Fit_M$ ;  $X^*$  作为初始种群中的一个个体, 其他个体采用随机方式产生。

#### (2) 种群的进化

按照适者生存的原则, 采用简单的遗传算法, 通过复制、交叉、变异操作获得新一代种群。根据评估函数求取个体的适应度值, 采用与适应度成比例的概率方法进行选择, 保留健壮个体, 剔除劣弱个体, 保持群体规模的恒定。为保证优良个体不会丢失, 每一代种群中适应度最大的个体不参与复制、交叉和变异操作, 直接进入下一代, 从而保证了最优保存的操作。

#### (3) 混沌二次载波优化<sup>[7]</sup>

为防止种群早熟或局部收敛, 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, 具有最高适应度的个体不参与混沌优化。这样可引导整个种群的进

化方向, 提高遗传算法的收敛速度, 产生新的优良个体

混沌优化的目标函数为  $f = 1/E$ 。根据进化结果和算法结束条件, 选取当前代种群中适应度最高的个体  $x^{**}$  作为全局最优解

### 4.2.3 算法的全局收敛性

恽为民等<sup>[8]</sup> 和何琳等<sup>[9]</sup> 采用马尔科夫链对 GA 的收敛性进行分析, 证明了加入最优保存且有各态遍历性的遗传算法具有全局收敛性。由于模糊 C 均值聚类搜索只是为遗传算法提供一个优良的初始种群个体, 混沌优化并不影响最优保存的特点, 不会改变最优保存简单遗传算法的遍历性。可以证明本文的 FCM SCGA 算法具有全局收敛性

## 5 协调策略

从理论上分析, 实现状态参数优化与综合指标参数优化是一致的, 综合指标优化的操作必然使状态获得优化, 状态优化的操作必然有利于提高烧结矿的产量和质量。但在系统实际运行过程中, 实现状态优化与综合指标优化有时是矛盾的, 难以实现二者的统一。因此需要采用合适的策略来实现状态与综合指标优化的协调

为实现状态优化与综合指标优化的同步, 在综合指标参数优化函数中引入状态作用因子

$$B = \alpha \tilde{B}_k + \alpha \tilde{B}_s + \alpha \tilde{B}_{pb} + \lambda \quad (12)$$

其中  $-1 < \lambda < 1$ ,  $\lambda > 0$  表示状态有好的变化趋势,  $\lambda < 0$  表示状态有坏的变化趋势。λ 影响因子的大小可根据烧结过程透气性和烧穿点位置的预测值, 由专家经验规则进行确定

## 6 实际运行结果分析

### 6.1 烧结过程状态优化

取 2002 年 10 月份 5 000 组运行数据进行分析, 综合透气性预测模型、烧穿点位置预测模型具有较高的预测精度。烧穿点位置为离散的数据点, 值域为 {8, 9, ..., 14}。如果烧穿点预测位置不等于实际位置, 则认为预测错误。预测误差 = 预测错误点数 / 总样本点数 = 9%。综合透气性集成预测模型均方误差为 0.005 1。烧结过程状态预测模型的部分运行结果如图 3 所示

通过对烧结过程状态的优化, 使烧结过程的透气性波动降低了 20%, 烧穿点位置的波动降低了 15%, 稳定了烧结工况, 为实现烧结过程的高产、优

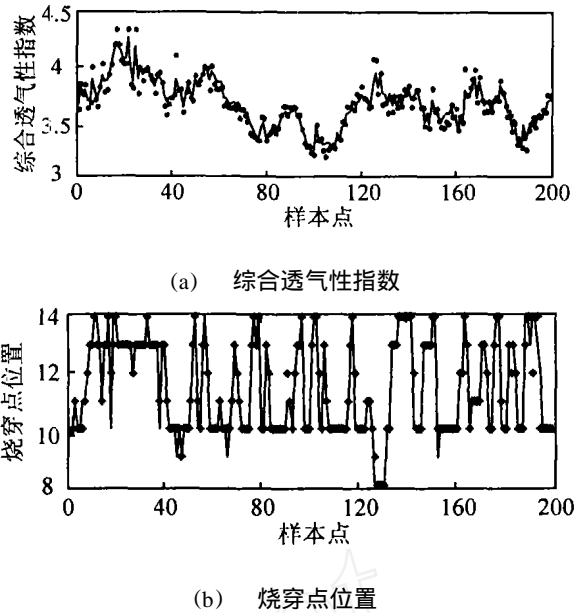


图 3 状态预测模型运行效果

质目标奠定了基础

### 6.2 综合指标参数优化

对烧结块产量化学成分预测模型运行结果进行分析。烧结块产量模型的相对误差为 6.9%; 烧结块含铅量模型的相对误差为 4.7%, 烧结块含硫量模型的相对误差为 8.6%。实时预测表明预测模型具有较高的精度, 解决了烧结块产量和质量预测中存在的大滞后问题

取 2002 年 10 月份运行数据进行分析, 在综合指标参数为“差”的条件下, 优化控制算法的有效率达到 100%, 表明智能优化算法可以 100% 的有效

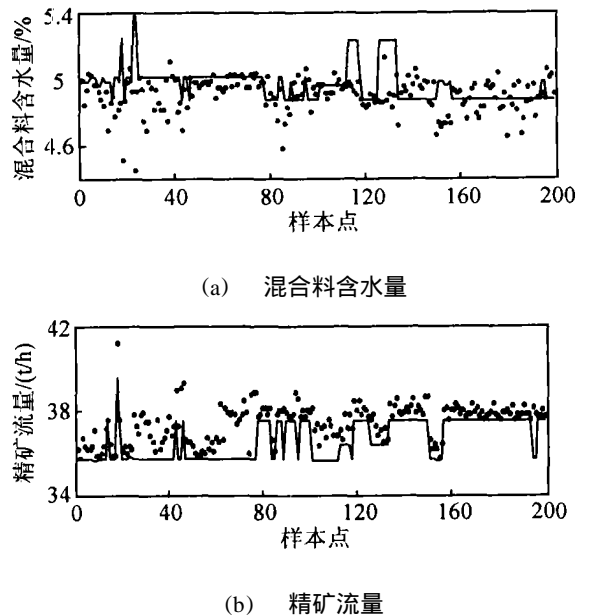


图 4 综合工况参数优化结果

率搜索到一组操作参数,将当前工况优化到优、良或中的综合工况状态;在综合工况为“中”的条件下,优化控制算法的有效率达到96.8%。可以看出,本文提出的FCM-SCGA算法在实际生产过程中具有较高的优化效率

系统运行部分结果如图4所示,其中曲线为对应的实际工况,散点为综合指标参数优化结果

## 7 结 论

本文以铅锌烧结过程的建模与优化控制为背景,采用神经网络、模糊控制、专家系统、混沌优化、遗传算法、模糊C均值聚类搜索多种智能控制技术的集成,实现了烧结过程状态和综合指标优化控制。工业实际运行效果表明,预测模型具有较高的精度,优化控制减小了烧结过程状态波动,提高了烧结机的结块率和烧结块的质量,达到高产、低耗、优质的目标。智能集成优化控制技术在铅锌烧结过程中的成功运用,为智能控制技术的工业化、实用化提供了一个范例

## 参考文献(References):

- [1] 谢良贤. 烧结过程自动控制技术的发展[J]. 冶金自动化, 1994, 18(6): 7-11.  
(Xie Liangxian. Development of automatic control technology for agglomeration process[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 1994, 18(6): 7-11.)
- [2] 王海东, 邱冠周, 黄圣生. 烧结过程控制技术的发展[J]. 矿冶工程, 1999, 19(3): 3-6.  
(Wang Haidong, Qiu Guanzhou, Huang Shengsheng. Advances in control techniques of sintering process[J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 1999, 19(3): 3-6.)
- [3] 周取定, 孔令坛. 铁矿石造块理论及工艺[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1989. 76-79.
- [4] 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.
- [5] 仲蔚, 俞金寿. 基于模糊C均值聚类的多模型软测量建模[J]. 华东理工大学学报, 2000, 26(1): 83-87.  
(Zhong Wei, Yu Jinshou. Study on sensing modeling via FCM-based multiple models[J]. *J of East China University of Science and Technology*, 2000, 26(1): 83-87.)
- [6] 周志坚, 毛宗源. 一种基于遗传算法的模糊神经网络最优控制[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(5): 784-788.  
(Zhou Zhijian, Mao Zongyuan. The fuzzy neural networks optimal control based genetic algorithm[J]. *Control Theory and Applications*, 2000, 17(5): 784-788.)
- [7] 李兵, 蒋蔚孙. 混沌优化方法及其应用[J]. 控制理论与应用, 1997, 14(4): 613-615.  
(Li Bing, Jiang Weisun. Chaos optimization method and its application[J]. *Control Theory and Applications*, 1997, 14(4): 613-615.)
- [8] 恽为民, 席裕庚. 遗传算法的全局收敛性和计算效率分析[J]. 控制理论与应用, 1996, 13(4): 455-460.  
(Yun Wein, Xi Yugeng. The analysis of global convergence and computational efficiency for genetic algorithm[J]. *Control Theory and Applications*, 1996, 13(4): 455-460.)
- [9] 何琳, 王科俊, 李国斌, 等. 关于“遗传算法的全局收敛性和计算效率分析”一文的商榷[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(1): 142-145.  
(He Lin, Wang Kejun, Li Guobin, et al. The discussion about the paper “The analysis of global convergence and computational efficiency for genetic algorithm”[J]. *Control Theory and Applications*, 2001, 18(1): 142-145.)

(上接第1090页)

- [3] Mollestad T, Skowron A. A rough set framework for data mining of propositional default rules[A]. *Proc of Ninth Int Symp on Methodologies for Intelligent Systems*[C]. Berlin: Springer-Verlag, 1996. 448-457.
- [4] Tsumoto S. Modelling medical diagnostic rules based on rough sets[A]. *Proc of the First Int Conf on Rough Sets and Current Trends in Computing*[C]. Warsaw, 1998. 475-482.
- [5] Stefanowski J. On rough set based approaches to induction of decision rules[A]. *Rough Sets in Data Mining and Knowledge Discovery*[C]. Berlin: Physica-Verlag, 1998. 1: 500-529.
- [6] Stefanowski J. Rough set based rule induction techniques for classification problems[A]. *Sixth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*[C]. Aachen, 1998. 1: 109-113.
- [7] Grzymala-Bausse D M, Grzymala-Busse J W. The usefulness of machine learning approach to knowledge acquisition[J]. *Computational Intelligence*, 1995, 11(2): 268-279.
- [8] Wu X. Induction by attribute elimination[J]. *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*, 1999, 11(5): 805-812.