

引用格式:许潇枫,陈金水,卢建刚,等.基于数据模型的铅冶炼氧化炉原料配比优化[J].有色设备,2024,38(5):91-98.

XU Xiaofeng, CHEN Jinshui, LU Jianguang, et al. Optimization of raw material ratio for lead smelting oxidation furnace based on data model[J]. Nonferrous Metallurgical Equipment, 2024, 38(5): 91-98.

# 基于数据模型的铅冶炼氧化炉原料配比优化

许潇枫<sup>1</sup>, 陈金水<sup>1</sup>, 卢建刚<sup>1</sup>, 张哲锐<sup>2</sup>, 蔡幼忠<sup>2</sup>, 李玉珍<sup>3</sup>

(1. 浙江大学 控制科学与工程学院, 浙江 杭州 310027; 2. 中国恩菲工程技术有限公司, 北京 100038;  
3. 河南豫光金铅股份有限公司, 河南 济源 459000)

**[摘要]** 底吹连续处理铅基固废工艺具有多变量、非线性、强耦合、大滞后等特点,基于机理方法进行建模与优化存在困难。对此本文提出了基于数据驱动的熔炼炉原料配料模型,实现关键运行参数的优化控制。首先,基于化验与过程历史数据,使用神经网络建立原料成分与熔炼炉关键工艺指标间的关系模型;在此基础上,应用粒子群搜索算法,由熔炼炉理想工况指标搜索确定原料中各成分的最优配比;最后,将配料问题建模为含非线性约束的多目标优化问题,并使用SLSQP求解。集成上述建模优化算法,开发了相应的熔炼炉原料管理系统。

**[关键词]** 数据驱动建模; 熔炼炉控制; 优化计算; 配料管理系统; 铅冶炼; 氧化炉; 铅基固废

**[中图分类号]** TF812 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1003-8884(2024)05-0091-08

**DOI:** 10.19611/j.cnki.cn11-2919/tg.2024.05.013

## 0 引言

铅是重要的有色金属,其消费量仅次于铝、铜和锌,其中80%以上的铅用于铅酸蓄电池生产<sup>[1]</sup>。随着环保标准的不断提高,直接炼铅工艺逐渐取代了硫化铅精矿烧结、熔炼的传统工艺。目前,主流的直接炼铅法包括QSL法、卡尔多法、顶吹炼铅法、侧吹炼铅法和氧气底吹炼铅法等<sup>[2]</sup>。其中,以底吹熔炼-熔融还原-富氧挥发为典型配置的富氧底吹炼铅工艺具有环境污染少、金属回收率高、能耗低和自动化程度高等特点,具有可观的应用和市场推广前景<sup>[3]</sup>。

由于金属冶炼过程伴随高温、腐蚀等恶劣环境条件,许多关键工艺参数如熔炼温度、高铅渣成分、烟气成分难以在线实时测量、动态监测。此外,熔炼过程包含复杂工艺环节,具有显著的通道大时滞、动态非线性、变量强耦合等特点,采用机理方式建立系统动力学模型并设计相应的控制优化策略存在困

难<sup>[4]</sup>。在氧气底吹炼铅工艺中,熔炼炉的运行工况与产出主要取决于投料阶段的原料配比情况,原料配比的优劣直接影响整个工艺过程的有效性与稳定性。由于缺乏精确的系统模型,现阶段原料的配比计算仍高度依赖于个人经验与人工操作,同时原料配方缺乏管理,无法追溯,难以积累与在线优化。

针对传统数理方法面临的困境,基于工业生产大数据的系统建模/控制方法是一种潜在的解决方案。近年来,随着计算机技术、神经网络和人工智能技术的长足发展<sup>[5]</sup>,数据驱动方法在工业领域的应用也得到了重视。该方法一方面能够充分利用工业现场的海量测量数据并挖掘其隐藏特征,避免数据资源浪费;另一方面在处理复杂系统动态方面具有优势,且结构相对简单,具有良好的通用性。基于上述原因,数据驱动方法已被成功应用于工业测量<sup>[6]</sup>、系统辨识<sup>[7]</sup>、优化控制<sup>[8]</sup>等多个领域,并取得了引人注目的成果。

本文针对上述机遇与挑战,结合铅基固废协同冶炼的工业生产场景,采用数据驱动方法,应用集散控制系统(Distributed Control System, DCS)和化验分析的历史数据建立了铅熔炼炉的数据驱动模型,实现了对系统关键运行指标的实时预测与评估。在此基础上,基于粒子群搜索算法(Particle Swarm Opti-

**[收稿日期]** 2024-05-20

**[第一作者]** 许潇枫(1998—),男,河南商丘人,大学本科,主要从事工业控制与优化理论研究工作。

**[基金项目]** 国家重点研发计划-复杂铅基多金属固废协同冶炼技术与大型化装备-协同熔炼过程自适应在线智能优化控制系统(2019YFC1907305)。

mization, PSO), 从最优工况指标出发计算得出最优原料配比, 进而建立了各产地铅精矿、各来源固废原材料与各种辅料(铅膏、焦粒、石膏、铅渣、烟灰)混合的最优配比计算模型, 实现了协同熔炼过程的最优控制。

### 1 铅基固废底吹氧化工艺

铅基固废底吹氧化炉为卧式转炉, 内衬耐火材料, 两端分别有出铅口和出渣口, 底部配备有氧气喷枪。工业纯氧和氮气、软化水通过气喷枪吹入熔池中, 氧气和炼铅原料在熔池中进行激烈燃烧反应, 分别产出一粗铅、高铅渣、二氧化硫烟气。一粗铅直接送到电解车间进行精炼, 高铅渣则进入还原炉生成二次粗铅, 烟气经余热锅炉和电收尘回收铅烟尘后进入制酸工序生产工业硫酸。

铅基固废的主要来源之一是废铅酸蓄电池铅

膏, 即在废旧蓄电池板栅上脱除下来的混合物料, 成分以金属铅和硫酸铅为主。采用铅基固废生产与采用原生矿生产的主要区别在于铅基固废反应时自热值低, 如何搭配其他原料比例使得整个氧化炉能维持熔炼自热, 满足炉内热平衡的同时保证炉内温度处于最佳工艺状态是优化控制的关键。一方面, 炉温偏低不利于反应的进行与高铅渣的流动性; 而另一方面, 从有效金属成分流失与后续工艺要求出发, 锅炉出口烟气温度亦不宜过高。此外, 补入碎煤或焦粉量过大, 易造成炉内形成泡沫渣问题, 同时烟灰配料量、锌浸出渣、硫酸铅等渣类物料的投入比例也是影响高铅渣流动性的关键因素, 需要统筹优化。

### 2 基于数据驱动的关键工艺参数预测模型

本节基于神经网络方法建立铅熔炼炉的输入-输出数据驱动模型<sup>[9]</sup>, 系统框架如图 1 所示。

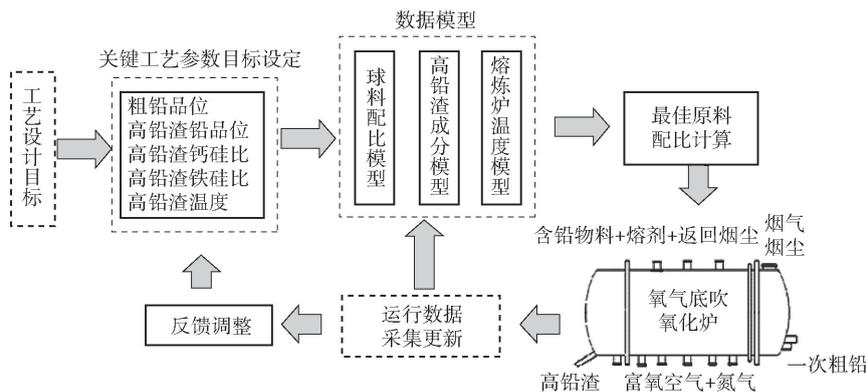


图 1 铅冶炼氧化炉原料配比优化框架

Fig. 1 Optimization framework for raw material ratio of oxidation furnace

对于底吹氧化过程而言, 输入物料包括铅基固废、铅精矿、熔剂、返尘烟尘、备用煤、氧气及氮气等, 其中固态原料在入炉前经制粒机充分混合后形成球料; 输出产物主要包括高铅渣和烟气烟尘。产物高铅渣品位(成分)、渣型(主要指标为铁硅比和钙硅比)以及温度是氧化熔炼过程的重要工艺参数, 根据这些参数可以判断出底吹氧化炉的运行状态, 然而这些参数无法或难以在线实时测量。由物料与能量守恒关系可知, 在其他工艺条件不变的条件下, 根据物料输入数据预测这些关键工艺参数可行且具有重要意义。

考虑到如果直接采用原料数据作为模型输入, 因其样本特征稀疏、缺乏重复性, 不利于模型的泛化性, 本文采用制粒机之后的球料数据作为神经网络

的输入, 如铅元素比例、硫元素比例、铁元素比例、钙硅比等。此外, 模型输入数据还包括从 DCS 采集的系统运行数据, 如球料量、氧气量等。系统输出数据则主要包含高铅渣的铅成分比例、铁硅比、钙硅比、炉温, 如图 2 所示。

在底吹氧化工艺中, 影响熔炼温度的因素众多。为简化建模过程, 本文按照 Pearson 相关系数法选取与炉温相关性最为密切的物理量作为模型输入(记作  $x$ ) 和输出(记作  $y$ )。所选取的模型输入-输出清单见表 1。

通过效果对比测试, 可以选取出最佳的网络结构参数, 并在此基础上进行模型训练。当训练 epochs (迭代轮数) 达到 500 时, 模型误差曲线基本趋于稳定。保存模型将此前划分为测试集的数据样

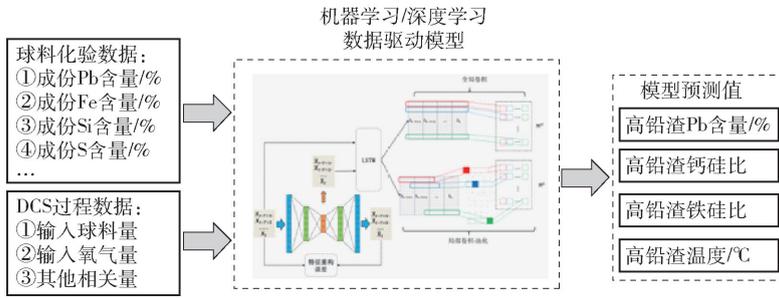


图2 基于数据驱动的熔炼炉输入-输出模型

Fig.2 Data driven input-output model for smelting furnace

表1 熔炼温度预测模型输入-输出变量

Table 1 Input-output data of melting temperature prediction model

类别	变量代号	变量名称	单位	取值范围
投料计量数据	$x^1$	球料量	t	0 ~ 500
	$x^2$	烟灰量	t	0 ~ 150
	$x^3$	氧气量	Nm <sup>3</sup>	0 ~ 50 000
	$x^4$	氮气量	Nm <sup>3</sup>	0 ~ 12 000
	$x^5$	石膏	t	0 ~ 30
	$x^6$	铅渣	t	0 ~ 50
	$x^7$	烟灰外排	t	0 ~ 20
球料成分化验数据	$x^8$	Pb 含量	%	0 ~ 50
	$x^9$	Zn 含量	%	0 ~ 15
	$x^{10}$	Cu 含量	%	0 ~ 10
	$x^{11}$	Fe 含量	%	0 ~ 15
	$x^{12}$	Si 含量	%	0 ~ 10
	$x^{13}$	Ca 含量	%	0 ~ 5
	$x^{14}$	S 含量	%	0 ~ 20
	$x^{15}$	铁硅比	%	0 ~ 500
	$x^{16}$	钙硅比	%	0 ~ 100
高铅渣	$y^1$	Pb 成分	%	0 ~ 50
	$y^2$	铁硅比	%	0 ~ 500
	$y^3$	钙硅比	%	0 ~ 100
熔炼温度	$y^4$	氧化炉炉温	℃	0 ~ 1 500

本送入模型进行预测, 所得高铅渣铅含量、铁硅比、钙硅比和炉温的预测值与真实值的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 如表 2 所示, 可以看出模型在测试集上精度较高。

表2 高铅渣各成分预测值平均绝对误差

Table 2 Mean absolute error of predicted values for components of high lead slag

预测参数	Pb/%	铁硅比	钙硅比	炉温/℃
MAE	0.74	0.11	0.024	12.9

### 3 原料配比的优化模型

如前文所述, 熔炼炉是否运行于最佳工况反映在其炉温与渣型等指标上, 而炉温与渣型等指标则取决于输入球料的成分配比与氧气配比。为了求解输入配比方案, 可以首先从流程设计工艺以及实际运行效果反馈确定出熔炼炉温度、高铅渣成分等指标的最优目标值, 然后利用已经建立的数据驱动模型把各种可能的原料配比组合输入模型进行计算, 最后从众多仿真结果中搜索出输出指标最接近目标设定值的输入配比方案。

如图 3 所示, 实现最终原料配比优化的过程可分为 2 个步骤: 首先, 基于工艺目标值, 利用第 2 节的数据驱动模型, 搜索确定最优球料成分指标; 其

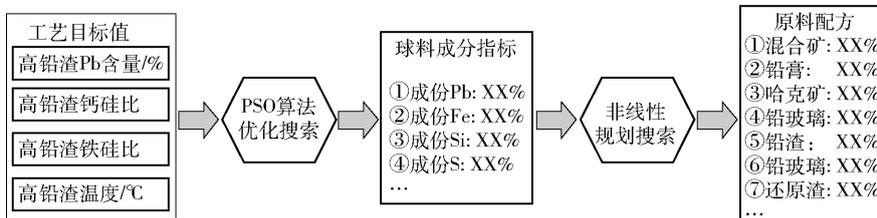


图3 原料配比优化的两阶段分解

Fig.3 Two-stage decomposition for raw material ratio optimization

次,根据可用原料及其成分数据,利用非线性规划技术,计算出最优的配方。

### 3.1 基于粒子群搜索算法的氧化炉球料成分分配比优化

粒子群搜索算法<sup>[10]</sup>是 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出的一种模拟鸟类觅食过程中迁徙和群聚行为的群智能全局搜索算法。PSO 与其他进化算法相同,均是基于种群进化概念,通过个体间的竞争与协作实现对最优解的搜索。由于粒子群算法容易实现,参数较少,对于非线性问题和多峰值问题具有较强的全局搜索能力,因此在诸多复杂调度、优化问题中得到了广泛的应用。由于基于数据驱动的神经网络不是数学意义上的解析模型,无法使用传统的数学优化算法,故本文采用粒子群搜索方法完成上述第一阶段的优化搜索计算。以下结合氧化炉生产场景介绍 PSO 的运行原理。

首先,PSO 在解空间中初始化一个随机粒子群,每个粒子代表球料成分分配比的一个潜在解,粒子的个数为种群的规模,设为  $N$ 。设第  $i$  个粒子在  $k$  维解空间(本文考虑铅含量、铁硅比、钙硅比和有效硫含量 4 项球料指标,故  $k=4$ )中的位置为  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})^T$ ,且具有飞行速度  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ik})^T$ ,算法将  $x_i$  作为神经网络预测模型输入,进而计算其输出指标的适应度函数,并以此判断当前位置的优

劣程度,随后根据粒子截至目前的最优位置  $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ik})^T$  和所有粒子截至目前的最优位置  $\mathbf{p}_z = (p_{z1}, p_{z2}, \dots, p_{zk})^T$  来更新粒子自身的速度和位置,其更新公式如式(1)~(2)。

$$\mathbf{v}_i^{m+1} = w^m \mathbf{v}_i^m + c_1 r_1^m (\mathbf{p}_i^m - \mathbf{x}_i^m) + c_2 r_2^m (\mathbf{p}_z^m - \mathbf{x}_i^m) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_i^{m+1} = \mathbf{x}_i^m + \mathbf{v}_i^{m+1} \quad (2)$$

式中: $m=1, 2, \dots, N$ ,为当前的粒子群迭代次数; $r_1$ 和  $r_2$ 为  $[0, 1]$ 之间的随机数,使得群体保持多样性; $c_1$ 和  $c_2$ 为学习因子,使得粒子能够向自身的最优位置和群体的最优位置靠拢; $w$ 为惯性权重,决定粒子继承当前速度的比例。

速度的更新公式包括 3 个部分: $w^m \mathbf{v}_i^m$ 为动量部分,表示粒子对当前自身运动状态的信任程度; $c_1 r_1^m (\mathbf{p}_i^m - \mathbf{x}_i^m)$ 为个体认知部分,表示粒子自身思考行为,驱使粒子飞向自身曾经发现的最优位置; $c_2 r_2^m (\mathbf{p}_z^m - \mathbf{x}_i^m)$ 为社会认知部分,表示粒子间的信息共享和合作,驱使粒子飞向群体中的最优位置。

在熔炼炉球料成分分配比优化问题中,适应度函数可设置为神经网络输出对理想设定值的拟合误差,当适应度函数达到满意水平或迭代次数达到上限时算法停止搜索并返回寻优结果。此外,在粒子寻优过程中还需根据原料实际品位对粒子位置加以约束,否则最终解有可能失去物理意义。综合上述讨论,可得算法的全流程,见表 3。

表 3 基于粒子群算法的氧化炉球料成分优化流程

Table 3 Optimization process of input composition for oxidation furnace based on Particle Swarm Algorithm

步骤	流程描述
1	记第 $i$ 个粒子坐标为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4})^T$ ,其中 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \mathbf{x}_4$ 分别表示球料铅元素比例、有效硫比例、铁硅比与钙硅比,在工艺允许的可行域内随机初始化粒子群位置及速度
2	以各粒子当前坐标为神经网络输入,计算模型预测输出,并与输出的最优设定值比对计算适应度函数值
3	将各粒子当前的适应度函数值与其所经历最优位置的适应度函数值进行比较,若当前更优,则将其作为该粒子的个体历史最优值,并以此位置进行更新
4	将各粒子当前的个体历史最优位置的适应度函数值与全局历史最优位置的适应度函数值进行比较,若更优,则将其作为全局历史最优位置,并以此位置进行更新
5	依速度和位置更新公式(1)~(2)分别对各粒子的当前速度与坐标进行更新
6	当适应度函数达到满意水平或迭代次数达到上限时,退出循环并返回全局历史最优位置作为寻优结果,否则返回步骤 2

本文基于上述搜索方法,以第 2 节构建的氧化炉预测模型为基础开发了球料成分优化计算程序,优化后计算结果如表 4 所示。该程序可根据用户输

入的高铅渣铅含量、铁硅比、钙硅比以及炉温 4 项工艺目标参数,通过搜索优化计算出球料各成分的最优配比,供第二阶段原料配比计算使用。

### 3.2 原料配比优化计算

本文研究的底吹氧化炉输入原料品类繁多,既有作为主料的铅精矿与铅基固废,也有电石渣、焦粒、铅玻璃、还原渣、锌铅渣等辅料,经过制粒机混合

表4 球料成分优化计算结果

Table 4 Optimization calculation results of ball material composition

出炉指标	Pb 含量/%	铁硅比	钙硅比	炉温/°C
设定值	39.34	1.78	0.53	27.83
球料成分	Pb 含量/%	铁硅比	钙硅比	S 含量/%
计算值	43.83	1.91	0.47	14.4

表5 多目标优化问题的输入变量-优化目标表

Table 5 Input variables and optimization objectives for the multi-objective optimization problem

所属类别	变量代号	变量名称	单位
输入变量	$x_i (i=1,2,\dots,m)$	主料 $i$ (不同铅矿石) 的质量	t
	$y_j (j=1,2,\dots,n)$	辅料 $j$ (电石渣,焦粒,铅玻璃,烟灰,还原渣等) 的质量	t
多优化目标	$f_{Pb}(x_i, y_j)$	球料铅含量	%
	$f_S(x_i, y_j)$	球料有效硫含量	%
	$g_{Fe}(x_i, y_j)$	球料铁硅比 (Fe/SiO <sub>2</sub> )	—
	$g_{Ca}(x_i, y_j)$	球料钙硅比 (CaO/SiO <sub>2</sub> )	—

约束条件包含等式约束与不等式约束两部分。等式约束主要为原料混合前后的质量平衡方程,见式(3)。

$$\sum_{i=1}^m x_i + \sum_{j=1}^n y_j = M \quad (3)$$

式中: $m, n$  分别为可选主料、辅料的总种类数; $M$  为所配球料总质量的设定值。

不等式约束包括受物料仓储当前状态与工艺目标所制约的各原料占比容许区间,见式(4)~(5)。

$$a_i \leq x_i \leq b_i \quad (i=1,2,\dots,m) \quad (4)$$

$$c_j \leq y_j \leq d_j \quad (j=1,2,\dots,n) \quad (5)$$

式中: $a_i, b_i$  分别为主料  $x_i$  容许质量的下界与上界; $c_j, d_j$  为辅料  $y_j$  容许质量的下界与上界。

通常情况下,主料(矿石)的含铅量和有效硫含量较高、杂质含量较低、配料占比较高,辅料情况则相反。在实际配料过程中,应合理设置容许上、下界以提升求解效率。此外,不等式约束还包括4个优化目标在工艺上所允许的取值区间,见式(6)~(9)。

制作成颗粒球料后投入氧化炉参与反应。其中,铅基多金属固废来源广、成分复杂、差异大,同时铅矿石的来源产地不同、成分与品位不一。不同来源的主料主要影响最终球料的铅元素占比与硫元素占比;而铅玻璃等冶炼辅料则主要调节球料铁硅比、钙硅比等指标。依据计算得到的球料最佳配比指标,即铅元素含量、铁硅比、钙硅比和有效硫含量,搜索计算出各原料投料配比的过程是一个带约束的多目标非线性优化问题。其中,多目标指混合球料铅元素含量、铁硅比、钙硅比和有效硫含量4个指标同时作为优化目标,输入变量则为可选用的各主、辅料所配质量,如表5所示。

$$A_{Pb} \leq f_{Pb}(x_i, y_j) = \frac{\sum_{i=1}^m \alpha_{Pb,i} x_i + \sum_{j=1}^n \beta_{Pb,j} y_j}{M} \leq B_{Pb} \quad (6)$$

$$A_S \leq f_S(x_i, y_j) = \frac{\sum_{i=1}^m \alpha_{S,i} x_i + \sum_{j=1}^n \beta_{S,j} y_j}{M} \leq B_S \quad (7)$$

$$A_{Fe} \leq g_{Fe}(x_i, y_j) = \frac{\sum_{i=1}^m \alpha_{Fe,i} x_i + \sum_{j=1}^n \beta_{Fe,j} y_j}{\sum_{i=1}^m \alpha_{SiO_2,i} x_i + \sum_{j=1}^n \beta_{SiO_2,j} y_j} \leq B_{Fe} \quad (8)$$

$$A_{Ca} \leq g_{Ca}(x_i, y_j) = \frac{\sum_{i=1}^m \alpha_{CaO,i} x_i + \sum_{j=1}^n \beta_{CaO,j} y_j}{\sum_{i=1}^m \alpha_{SiO_2,i} x_i + \sum_{j=1}^n \beta_{SiO_2,j} y_j} \leq B_{Ca} \quad (9)$$

式中: $(A_{Pb}, B_{Pb}), (A_S, B_S), (A_{Fe}, B_{Fe}), (A_{Ca}, B_{Ca})$  分别为混合球料中铅含量、有效硫含量、铁硅比、钙硅

比容许上/下界的设定值;  $(\alpha_{Pb,i}, \beta_{Pb,j}), (\alpha_{S,i}, \beta_{S,j}), (\alpha_{Fe,i}, \beta_{Fe,j}), (\alpha_{CaO,i}, \beta_{CaO,j}), (\alpha_{SiO,i}, \beta_{SiO,j})$  则分别为主料  $x_i$ , 辅料  $y_j$  对应的铅元素、有效硫、铁元素、氧化钙、二氧化硅含量。

由于在数学上难以求得同时优化所有目标的一致解决方案, 因此本文通过加权把多目标优化问题转变为单目标优化问题。特别地, 考虑以下优化问题(式(10))。

$$\min_{x_i, y_j} \{ \gamma_{Pb} |f_{Pb} - \theta_{Pb}| + \gamma_S |f_S - \theta_S| + \gamma_{Fe} |g_{Fe} - \theta_{Fe}| + \gamma_{Ca} |g_{Ca} - \theta_{Ca}| \} \quad (10)$$

式中:  $\theta_{Pb}, \theta_S, \theta_{Fe}, \theta_{Ca}$  分别为 4 个优化目标的设定值,  $\gamma_{Pb}, \gamma_S, \gamma_{Fe}, \gamma_{Ca}$  为其权重。

显然, 需要通过权衡设定 4 个权重比例, 以保证最终优化结果符合实际需要。

由于分式(8)~(9)的分母含有输入变量  $x_i, y_j$ , 故铁硅比、钙硅比的引入导致该问题成为一个非线性问题。为有效求解, 需要对非线性约束进一步求得其 Jacobian 矩阵与 Hessian 矩阵, 从而将其线性化。在此基础上, 本文采用序贯最小二乘规划算法(SLSQP)对问题进行求解<sup>[11]</sup>。SLSQP 算法性能良好, 可以处理边界约束、等式约束和不等式约束条件, 同时在处理小数据集和全局寻优方面具有优势, 计算效率很高。

## 4 优化计算结果

### 4.1 配方管理系统开发

针对原料配比优化问题, 本文开发了一套配方计算与管理系统, 供工业现场使用。系统首先具备对各熔炼主、辅料的仓储量及对应成分化验数据进行录入、更新、删除等管理功能。原料化验成分数据包括 Pb、Zn、Cu、Fe、Si、Ca、S、Au、Ag 元素等的含量及有效硫含量 10 项。由于熔炼原料种类繁多, 成分复杂且品位参差不齐, 故该系统有助于原料车间的灵活可视化操作、调度与管理。

在仓储数据与原料化验数据已知前提下, 系统可以进行原料配比的最优求解。用户只需输入球料成分指标的目标值, 即可在线完成相应的配料优化计算并保存与管理计算结果。此外, 系统在进行配比优化计算时, 可以根据需要, 灵活指定哪些原料配比由程序优化计算, 哪些原料配比由人工设定并作为条件约束, 使用上较为灵活方便。

### 4.2 优化结果分析

假设配方管理系统中共记录有产地不同的含铅矿石 8 种和辅料 4 种, 其库存与关键成分化验数据如表 6 所示。

表 6 熔炼原料库存量及成分化验数据

Table 6 Inventory and composition data of smelting raw materials

原料	类型	库存/t	Pb/%	Fe/%	SiO <sub>2</sub> /%	CaO/%	S/%	有效 S/%
矿 A	主料	505.0	64.68	4.64	3.90	0.33	15.97	11.56
矿 B	主料	30.0	42.03	8.99	4.48	1.17	18.35	13.39
矿 C	主料	175.0	50.25	11.25	3.56	0.42	20.85	16.95
矿 D	主料	351.0	22.23	18.50	6.94	1.14	28.22	25.59
矿 E	主料	5.75	64.20	4.47	1.58	1.90	17.16	12.84
矿 F	主料	0.48	58.74	7.90	5.20	0.36	13.99	11.07
矿 G	主料	175.0	45.62	8.42	8.80	0.11	20.00	16.10
矿 H	主料	175.0	46.27	9.14	5.23	1.58	13.35	9.69
铅泥	辅料	175.0	60.0	0.02	0.31	0.24	6.78	0.00
电石渣	辅料	1.02	—	—	—	71.00	—	—
铅玻璃	辅料	44.0	20.0	—	45.00	—	—	—
锌铅渣	辅料	4.34	32.0	0.29	2.73	1.39	7.50	2.00

基于以上 12 种熔炼原料,使用所开发的配方计算系统进行配料。以优化目标 Pb 含量 = 45%、铁硅比 2.0、钙硅比 0.5、有效硫比 0.7 为例,在存在指定

约束条件下,50 t 球料的最佳原材料配比如表 7 所示。

表 7 配方计算系统配料结果  
Table 7 Ingredient results of the formula calculation system

相关参数	取值		
优化目标	球料:50 t;Pb:45%;铁硅比:2;钙硅比:0.5;有效硫比:0.7		
指定约束	电石渣:1.02 t	铅玻璃:1.0 t	锌铅渣:4.34 t
原料配方	矿 A:6.22 t	矿 B:9.08 t	矿 C:2.87 t
	矿 D:7.57 t	矿 E:5.75 t	矿 F:0.48 t
	矿 G:2.25 t	矿 H:5.13 t	铅泥:4.29 t

根据配方结果可计算得实际铅含量为 45%,铁硅比为 2.0,钙硅比为 0.5,有效硫比为 0.74,可见除有效硫含量外的其他优化指标均已达到。有效硫比值的偏差由原料的库存量限制所致,表明在当前约束条件下无法达成全部优化目标,但误差仍在优化搜索的容许范围内。

## 5 结语

本文以铅基固废协同冶炼工业生产场景为研究对象,基于原料化验数据与过程测量数据建立了熔炼炉关键工艺参数的神经网络模型,并在此基础上应用搜索算法与规划算法,设计了一种熔炼炉投料配比优化计算策略,开发了相应的原料管理系统。与传统方法相比,本文所提的优化策略避免了使用反应机理及动力系统模型,有效解决了数理方法在处理复杂系统动态时的不足,充分利用了生产过程中积累的大量工业数据,为冶炼行业的优化控制设计提供了一种新思路。

尽管本研究在配料优化的数据驱动方法上取得了一定进展,但仍存在局限性。

1) 由于数据样本量的限制,本文将整体优化问题分解为两个独立阶段的优化过程,这可能会在一定程度上影响总体优化效果。这是由于不同来源原料所配的球料即使成分指标相同,送入熔炼炉进行生产的实际效果也可能存在一定差异。因此,如何建立从原材料输入到生产结果输出的端到端优化模型是下一步研究方向之一。

2) 本文的优化目标仅局限于熔炼炉的运行状态与产出指标,而铅冶炼厂的完整生产过程还包括

熔炼炉之后的还原炉、烟化炉工序,更完善的优化算法应将还原炉、烟化炉的产出目标与约束一并考虑在内,才能实现全局生产目标的优化。

3) 在工厂实际运营中,还需要考虑经济因素,例如不同产地原材料与不同产出产品的市场价格波动,这些因素会直接影响生产调度计划,而实现经营层面的调度优化与生产过程优化有机衔接,将是一个更为复杂的优化问题。

### [参考文献]

- [1] 郭春霞,刘德杰,谢静,等. 河南省铅锌冶炼行业发展现状[J]. 广东化工, 2017, 44(11): 180 - 187.
- [2] 李东波. 现代氧气底吹炼铅技术[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2020.
- [3] 李利丽,赵振波,陈选元. 双底吹熔炼铅膏生产再生铅的工业实践[J]. 资源再生, 2019(1): 58 - 60.
- [4] 李源. 氧气底吹炉熔炼温度控制算法研究[D]. 长沙: 中南大学, 2013.
- [5] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735 - 1780.
- [6] SANTHAKUMARAN S, SHARDT Y. Data-driven nonlinear system identification of blood glucose behaviour in Type I diabetics[J]. Control Engineering Practice, 2023, 132: 105405.
- [7] HOU Z, CHI R, GAO H. An overview of dynamic-linearization-based data-driven control and applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(5): 4076 - 4090.
- [8] ZHANG Y, REN S, LIU Y, et al. A framework for Big Data driven product lifecycle management[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 159: 229 - 240.

- [9] WANG S, ZHANG N, WU L, et al. Wind speed forecasting based on the hybrid ensemble empirical mode decomposition and GA-BP neural network method[J]. Renewable Energy, 2016, 94:629 – 636.
- [10] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[A]. In Proceedings of the International Symposium on Micro Machine and Human Science [C]//Nagoya, Japan: IEEE,1995,39 – 43.
- [11] RAK B, SANTOS P. Impact of the wake deficit model on wind farm yield: A study of yaw-based control optimization [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2022, 220:104827.

## Optimization of raw material ratio for lead smelting oxidation furnace based on data model

XU Xiaofeng<sup>1</sup>, CHEN Jinshui<sup>1</sup>, LU Jiangang<sup>1</sup>, ZHANG Zhekai<sup>2</sup>, CAI Youzhong<sup>2</sup>, LI Yuzhen<sup>3</sup>

(1. College of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. China ENFI Engineering Corporation, Beijing 100038, China;

3. Henan Yuguang Gold Lead Co., Ltd., Jiyuan 459000, China)

**Abstract:** The bottom-blowing continuous treatment for lead-based solid waste has the characteristics of multivariability, nonlinearity, strong coupling and large lag, which cause difficulties for mechanism based modelling and optimization. To solve these problems, this paper proposes a data-driven raw material blending model for the smelting furnace, which achieves optimized control for key operating parameters. Firstly, based on laboratory and process historical data, the relationship between raw material composition and key process indicators of the smelting furnace is established by applying neural network; on this basis, the Particle Swarm Optimization algorithm is applied to solve the optimal ratio of each component in the raw material from the ideal operating conditions; finally, the ingredient problem is formulated as a multi-objective optimization problem with nonlinear constraints and then solved by SLSQP. Integrating the above modeling and optimization algorithms, a corresponding raw material management system has been developed.

**Keywords:** data-driven modelling; smelting furnace control; optimization calculation; ingredient management system; lead smelting; oxidation furnace; lead-based solid waste ▲