

分类号.....

密级.....

UDC.....

编号.....



硕士学位论文

论文题目 铜闪速熔炼操作参数优化的研究与应用

学科、专业 控制理论与控制工程

研究生姓名 颜青君

导师姓名及

专业技术职称 桂卫华 教授

摘 要

生产实践表明,在铜闪速熔炼过程中,当闪速炉处理料量不变时,闪速炉产出的铜锍(即冰铜)温度、铜锍品位及渣中铁硅比是闪速熔炼过程的综合判断指标,也是对闪速炉的操作参数(即热风、氧气的需求量)进行调控的主要依据。由于这三大参数的人工检测滞后一个小时以上,难以及时起到反馈修正操作参数的作用。针对这一问题,本文以某铜冶炼厂闪速炉作为研究对象,对闪速熔炼过程模型做了分析研究,根据现场获取的测量数据,实现了对三大参数的在线预测。并以此为依据,对操作参数进行了优化。

论文在对闪速熔炼的工艺机理分析的基础上,建立了基于物料平衡与热平衡的机理模型;同时,选取了8个变量作为输入变量,建立了模糊神经网络模型。两个模型比较研究表明:模糊神经网络模型总体的拟合性好,但由于数据的不完备而导致在工况不稳定时不能正确预测,机理模型误差相对较大,但在工况突变时又比模糊神经网络的预测效果好。根据二者的特点,建立了由这两个模型有机结合的集成模型。试验表明,该模型可行,精度高,能满足工业生产要求。

在建立了闪速熔炼过程预测模型的基础上,结合某冶炼厂的实际,建立了以闪速熔炼过程工况稳定为目标、各工艺指标为约束条件的闪速熔炼过程优化模型,按此优化模型求出最优的操作参数(即热风、氧气的需求量)。将此优化结果指导闪速熔炼过程生产,以实现闪速熔炼过程的优化控制。

最后,在此基础上设计开发了闪速炉生产监控及操作优化指导系统。应用表明,该系统切实可行,取得了良好的效果。

关键词 铜闪速熔炼, 过程模型, 集成策略, 智能优化控制

ABSTRACT

The practices of production indicated that, the matte temperature, matte grade and the ratio of Fe to SiO_2 are three synthesis criterions of flash smelting processes; they are also the primary bases for regulating the operational parameters (quantities of thermal wind and oxygen). Owing to the manual measurements of the three parameters lag behind production process more than one hour, it's difficult for us to modify the model by feedback timely. To solve this problem, this paper takes a smelting factory as research object, makes studies in the model of flash smelting processes, and achieves the predicts of the three parameters by using metrical data. Then the operational parameters are optimized on the basis of this model.

This paper establishes a mechanism model based on materiel balance and heat balance by analyzing the mechanism. Further, it establishes a fuzzy neural network model, which takes eight parameters as input variables, to predict the three parameters, too. The characters of the two models are analyzed respectively, and some conclusions can be drawn as follows: the fuzzy-NN model's fitting performance is fine by and large, but it can not predict exactly when the work conditions are unstable because of the shortage of data; the mechanism model's precision is lower than the former generally, but its effect is better than it when the work conditions change abruptly. So an intelligent integrated model is established by combination the two models above. The integrated model is tested by industrial practical data, and the results show that the model is feasible and high precision. It meets the requirement of produce.

An optimizing model based on process prediction model is devised. According to the practices of a smelting factory, this model takes technologic parameters as restrictions, and aims at the stability of the work conditions. It achieves the optimum operational parameters (quantities of thermal wind and oxygen). The optimization results instruct

the production of flash smelting furnace, and make for the optimizing of flash smelting process.

At last, a production monitor and operational optimization instruction system for flash smelting furnace is developed. Practical application indicates that the control system is feasible, and with good effect.

KEY WORDS copper flash smelting, process model, integrated strategy, intelligent optimal control

目 录

第一章 绪论	1
1.1 课题背景及任务	1
1.2 闪速熔炼的国内外研究现状	2
1.2.1 熔炼过程机理模型的研究	2
1.2.2 熔炼过程智能模型的研究	3
1.2.3 熔炼过程模型的进一步研究	3
1.3 过程建模方法与智能优化技术	4
1.3.1 过程建模方法	4
1.3.2 智能优化控制技术	6
1.4 论文的主要研究内容	9
第二章 闪速熔炼过程机理分析	10
2.1 闪速炼铜的工艺简介	10
2.1.1 奥托昆普闪速熔炼工艺简介	11
2.1.2 闪速炼铜的原理	12
2.1.3 富氧在闪速熔炼中的应用	13
2.2 影响闪速熔炼过程工况的因素分析	14
2.2.1 富氧浓度对闪速炼铜的影响	14
2.2.2 炉料组成对闪速熔炼的影响	15
2.2.3 其它因素对闪速炼铜的影响	15
2.3 小结	16
第三章 铜闪速熔炼过程建模	17
3.1 闪速熔炼过程模型结构设计	17
3.2 闪速熔炼过程机理模型	18
3.2.1 闪速炉物料平衡模型	18
3.2.2 闪速炉热平衡模型	22
3.2.3 改进的 BP 神经网络模型	25
3.2.4 铜铈与烟气的温差模型	27
3.2.5 机理模型的仿真研究	28
3.3 模糊神经网络模型	30
3.3.1 模糊神经网络的结构设计	30
3.3.2 模糊神经网络的算法设计	31
3.3.3 三大参数模糊神经网络模型及其仿真研究	32
3.4 智能集成模型	34
3.4.1 智能集成模型算法设计	34
3.4.2 智能集成模型的仿真研究	35
3.5 小结	37
第四章 铜闪速熔炼过程的优化控制	38
4.1 优化控制方案	38
4.2 工况判断模型	39
4.3 操作参数优化模型	39

4.3.1 基于机理的决策模型.....	42
4.3.2 智能优化算法.....	45
4.3.3 智能集成模型.....	51
4.4 小结.....	52
第五章 闪速炉生产监控及操作优化指导系统	53
5.1 系统总体结构.....	53
5.2 系统软件设计.....	54
5.2.1 系统软件功能模块.....	54
5.2.2 基于 OPC 规范的通信技术.....	58
5.3 运行结果.....	60
结论与展望	63
结论.....	63
展望.....	64
参考文献	65
致 谢	69
攻读硕士学位期间主要研究成果	70

第一章 绪论

在历史上，铜是仅次于铁的最重要的功能性金属，然而，到 20 世纪初和工业革命中期，全世界的年产铜量仅为 50 万 t。1929 年，产铜量翻了 4 番，达到 200 万 t，1950 年略增到 250 万 t。此后的 40 年里，精铜消费量再度翻了 4 番，1990 年高达 1100 万 t。20 世纪后 50 年人类所消耗的铜比过去 60 个世纪的总消耗量还要多^[1]。铜消费量的迅速增长促进了铜熔炼技术的快速发展。

铜熔炼的方法多种多样，其中闪速炉熔炼工艺成熟，能耗低，铜铈（即冰铜）回收率高，环保条件好，已经成为目前最主要的铜熔炼方法。

1.1 课题背景及任务

目前，国内某铜冶炼厂采用了奥托昆普闪速炉熔炼技术，基于日本 20 世纪 70 年代开发的闪速炉控制数学模型——“东予模型”实现的闪速炉计算机在线控制系统已经在该厂运行。该控制系统采用前馈-反馈的控制方式^[2]：以静态前馈控制为主，先建立在一定假设条件下推导出的基于物料平衡及热平衡的静态模型，通过该模型预估求出使控制变量稳定在目标值上的操作参数的基本值，进而再根据控制变量的实测值和目标值的偏差，通过反馈数学模型求出操作参数的修正值，将操作参数的基本值和修正值综合输出，以 SCC（设定控制）方式作用于仪表控制系统，自动调节操作参数，达到稳定控制变量的目的，即通过前馈与反馈控制回路使操作参数产生变化，最终使控制变量稳定在目标值。

显然，这种数学模型是对生产过程进行了简化计算的，其中许多参数均取为经验值或常数。当实际过程偏离该静态模型的假设条件时，该模型的许多参数都将发生变化，因此，必然导致模型计算结果的误差。随着铜精矿的逐渐贫化、富氧浓度的不断提高、产量的日益增加和炉体的不断改造，这种静态模型难以适应动态生产过程。另外，尽管控制系统中存在反馈控制，但反馈信息——铜铈温度、铜铈品位、渣中铁硅比的测量值存在较大的滞后，因而难以及时起到补偿修正操作参数的作用。以该静态数学模型和反馈控制回路为基础计算得到的操作参数值也必然存在较大的偏差，难以保证生产的稳定。

因此，以国家 973 项目“复杂生产制造过程实时智能操作优化理论与方法研究”（2002CB312203）以及国家发改委资助项目“江西铜业集团有色金属闪速冶炼过程综合自动化系统产业化示范工程”为基础，中南大学和某冶炼厂共同开发了“闪速炉生产监控及操作优化指导系统”，实现生产过程的实时监控、闪速熔

炼过程的稳定优化控制、以及生产数据的综合管理。该系统的开发与应用,对于保证闪速熔炼生产过程稳定优化运行,提高铜钨的质量具有十分重要的意义。

本项目的任务包括:

1) 实现对生产过程参数的实时在线监控。

2) 针对基于金属平衡及热平衡的静态数学模型的缺点以及闪速炉内物理化学反应迅速、高温、强化学腐蚀、多相、多组份的特点,建立更为可靠的闪速熔炼过程模型,以修正由于工艺条件变化而造成的静态数学模型的误差,从而实现三大参数的在线预测。

3) 以闪速熔炼过程的模型为基础,建立以闪速熔炼过程工况稳定为目标、各工艺指标为约束条件的闪速熔炼过程优化模型,按此优化模型求出最优的操作参数(即热风、氧气的需求量)。将此优化结果指导闪速熔炼过程生产,以实现闪速熔炼过程的优化控制。

1.2 闪速熔炼的国内外研究现状

由于闪速炉反应迅速,操作要求严格,因此其生产自动化装备水平普遍较高,大部分冶炼厂家对系统的操作都采用了先进的计算机集散控制系统(DCS)来保证生产的稳定、顺利进行。同时由于闪速炉反应过程的复杂性及其设备的高度密闭性,计算机模拟建模技术也就成为研究闪速熔炼工艺及设备的最有效手段之一。目前,对闪速熔炼过程建模的研究主要体现在熔炼过程机理模型的研究和熔炼过程智能模型的研究两个方面。

1.2.1 熔炼过程机理模型的研究

早在 80 年代初期,美国的 N.J.Themetis 和孙洪铺(H.Y Sohn)^[3] 等就开始对闪速炉反应塔反应过程进行了数值模拟研究。虽然当时的研究将炉体和喷嘴都做了大量简化,但是化学反应和热传递模型已经十分完整。自 90 年代中期,随着流体力学计算软件的发展,运用现代计算及实验技术对闪速熔炼工艺和设备的研究也逐渐深入。Christopher B. Solnordal, F.R.A. Jorgensen, A. Jokelaakso, K.W. Seo, S.R. Varnas, TB.R. Adams 等利用数值模拟技术与 CFD 软件对反应塔内精矿燃烧、氧压分布、气流流场分布以及辐射传热等做了大量的计算工作^[4-16]。而日本住友公司和美国哥伦比亚大学的研究人员则建设了两台小型的闪速熔炼试验炉,通过各种热态试验测试并分析了闪速炉内的反应历程与特点,为数值计算提供了大量可靠的验证依据^[17]。

与国外研究相比,我国对闪速熔炼机理的研究尚有一定差距。南方冶金学院

曾青云在对闪速熔炼的操作数据进行了回归分析后,修正了铜铈组分计算的回归公式以及渣含铜的数学模型^[18];贵溪冶炼厂蒋建兴则对原有的目标铜铈温度控制模型进行了修改,以提高计算机控制质量^[19];中南大学谭鹏夫等建立了伴生元素在铜熔炼过程中的分配行为的数学模型,并对贵溪冶炼厂闪速熔炼过程进行了计算机模拟^[20];北京有色冶金设计研究总院李晓明在首次尝试着将闪速炉、贫化电炉和转炉冶金计算融为一体,来开发软件完成系统的综合冶金计算,以帮助操作人员选择最佳工艺条件,为工程设计和生产运行及时提供指导^[21];中南大学黎书华等在基于热力学平衡计算的后藤模型的基础上,引进了氧效率系数和热损失系数,修正了实际熔炼过程与理想热力学平衡体系之间的偏差^[22-24];北京有色金属研究总院的凌玲等用自由焓最小的多元多相平衡算法开发了镍闪速熔炼体系中冰铜(即铜铈)相、炉渣相和气相的平衡模型,来计算熔体体系的平衡组成^[25];余建平等基于商业软件 CFX(4.3)平台,采用数值仿真方法对闪速炉沉淀池内熔体速度场及温度场进行了研究^[26]。申勇峰介绍了镍闪速炉热平衡计算方法,用所开发的热力学模型对金川镍闪速熔炼的热平衡过程进行了模拟计算,与生产实践吻合得很好^[27]。凌玲等用自由焓最小的多元多相平衡算法编制平衡计算程序用以计算镍冰铜相、炉渣相和气相三个相的平衡组成。在相同的炉料成分、熔炼温度、氧量等操作条件下模拟金川镍闪速熔炼过程,计算熔炼体系的平衡组成^[28]。中南大学王吉林用主元分析法建立了铜闪速熔炼过程的机理模型^[29]。

1.2.2 熔炼过程智能模型的研究

西安交通大学万维汉等则利用自适应模糊神经网络的方法建立了镍闪速炉模型,以较为准确地反应镍闪速炉的运行过程^[30,31]。汪金良,曾青云应用神经网络技术,并依据工业实践操作数据,建立了铜闪速熔炼过程的温度模型^[32]。文献[33]在分析铜闪速熔炼控制策略和贵溪冶炼厂闪速炼铜生产实践数据的基础上,基于神经网络技术分别建立了冰铜品位模型、冰铜温度模型和渣中铁硅比模型,并采用了遗传算法 GA 与前向神经网络算法 BP 相结合的网络训练方法对其进行了仿真计算。文献[34]中将 GA 算法与 BP 算法有机地结合,形成了遗传 BP 算法,建立了冰铜品位神经网络模型。中南大学王吉林建立了铜闪速熔炼过程三大参数的神经网络软测量模型^[29]。

1.2.3 熔炼过程模型的进一步研究

综上所述,目前对闪速熔炼模型的研究方法主要采用机理建模方法或是基于数据驱动的智能建模方法,但这两种方法各有其不足之处:机理模型的建立通常

是基于一定的假设条件的,而这些假设条件与实际情况存在一定差距,难以保证模型的精确性;而基于数据驱动的智能建模方法,如神经网络的性能要受到训练样本的空间分布、样本的质量和训练算法的影响,且其外推性能差,模型具有不可解释性。因此,开发出将机理模型与智能优化模型相结合的集成模型对闪速熔炼三大参数进行预测,可以充分发挥二者的优点,弥补各自的缺点,具有重要的理论意义和实用价值。

1.3 过程建模方法与智能优化技术

1.3.1 过程建模方法

现代工业过程的先进控制、参数的预测、过程优化、调度与管理等,它们都是以模型为基础的。所谓模型就是把关于实际过程的本质的部分信息简缩成有用的描述形式^[35]。它是用来描述过程的运动规律,是过程的一种客观写照或缩影,是分析过程以及预报和控制过程行为特性的有力工具。实际过程到底哪些部分是本质的,哪些部分是非本质的,取决于所研究的问题本身及建模与研究目的。

过程建模的方法很多,根据人们对过程的认识程度可以分为机理模型方法、基于数据驱动的建模方法以及机理与数据相结合的集成建模方法^[36]。

1 机理建模方法

机理建模方法建立在对工艺机理深刻认识的基础上,通过列写宏观或者微观的质量平衡、能量平衡、动量平衡方程、相平衡方程以及反应动力学方程等来确定难测的主导变量和易测的辅助变量之间的数学关系。

与其它方法建立的模型相比,机理模型的可解释性强、外推性能最好,是最理想的过程模型。但是机理模型也有其不足的地方,第一个不足之处是模型的专用性,不同的对象其机理模型无论模型结构还是模型参数都千差万别,模型的可移植性较差;第二个不足之处是机理建模过程要花费很大的人力物力,从反应本质动力学和各种设备模型的确定、实际装置传热传质效果的表征到大量参数(从试验设备到试验装置)的估计,每一步都很困难;第三个不足是当模型复杂时求解较困难,由于机理模型一般是由代数方程组、微分方程组甚至偏微分方程组组成,当模型结构庞大时,其求解过程的计算量很大,收敛慢,难以满足在线实时估计的要求。

2 基于数据驱动建模的方法

对于机理模型不清楚的对象,可以采用基于数据驱动的建模方法建立过程模

型,该方法从历史的输入输出数据中提取有用信息,构造主导变量和辅助变量之间的数学关系。该方法无须了解太多的过程知识,是一种通用的过程建模方法。根据对象是否存在非线性,该建模方法又可以分为线性回归方法、神经网络方法、模糊建模方法等。

① 线性回归方法

线性回归方法是一种经典的建模方法,不需要建立复杂的数学模型,只要收集大量的辅助变量的测量数据和主导变量的分析数据,运用统计方法将这些数据中隐含的对象信息进行提取,从而建立主导变量和辅助变量之间的数学模型。

② 神经网络方法

神经网络是利用计算机模拟人脑结构和功能的一门新学科,是当前工业领域备受关注的研究热点之一。它无需具备对象的先验知识,而根据对象的输入输出数据直接建模,在解决高度非线性和严重不确定性系统控制方面具有巨大的潜力。对于一些机理尚不清楚,而且非线性严重的系统,通常用人工神经网络来建立过程模型:将过程中易测量的辅助变量作为神经网络的输入,将主导变量作为神经网络的输出,通过网络学习来解决主导变量的预测问题^[37]。

在过程建模过程中常用的网络结构有多层前向神经网络和径向神经网络,虽然从理论上证明了它们都有以任意精度逼近非线性连续函数的能力,但是该证明实质上是一个存在性证明而非构造性证明,网络的性能要受到训练样本的空间分布、样本的质量和训练算法的影响。另外神经网络黑箱式的知识表达是的模型不具备可解释性。一般用泛化能力来评价一个神经网络的性能,泛化能力包括网络的拟合能力和外推能力,神经网络最大的缺点之一是外推能力很差,也就是说对超出训练样本分布空间的样本不能给出正确的模糊输出值。出现这种现象的根本原因是训练数据的不完备性。这种不完备性在实际工业过程是经常遇到的,这就要求神经网络具有在线学习的能力,但是复杂的网路结构又会给在线学习带来一系列的问题。

③ 模糊建模方法

模糊建模是人们处理复杂系统建模的另一个有效的工具,在过程建模中也得到了应用,但是用的最多的还是将模糊技术与神经网络相结合的模糊神经网络模型。这融合了二者的优点,既有模糊逻辑那样表达近似于定性信息的能力,又有神经网络很强的学习能力和非线性表达能力,而且模糊神经网络的物理性质也要清楚些。

在基于数据驱动的过程建模中,无论是基于线性回归的方法,还有基于神经网络所谓的智能算法,实质上都是从数据中寻找输入到输出的映射关系的方法,都受到训练样本的分布、质量以及数量的影响。

3 集成建模方法

纯机理建模和基于数据驱动模型都各有其优缺点：机理建模能从本质上反映过程的规律，外推性好，具有可解释性，缺点是建模过程比较繁琐，而对复杂工业过程而言，能得到的机理模型一般也是经过若干简化后的模型。基于数据驱动的模型直接根据输入输出数据直接建模，几乎不需要了解过程对象的先验知识，缺点也是很明显的，例如神经网络，作为一种黑箱建模方法，学习速度慢，外推性能差，模型具有不可解释性，难以确定合适的网络结构和学习终止指标，容易造成过拟合现象，还可能把噪声也拟合进来。

以上两种建模方法的局限性引发了集成建模思想，对于存在简化机理模型的过程，可以将简化机理模型和基于数据驱动的模型相结合，互为补充。简化机理模型提供的先验知识，可以为基于数据驱动的模型节省训练样本，同时基于数据驱动的模型也补偿简化机理模型的未建模特性。

多年来，国内外许多学者在智能集成建模方面做了大量的研究工作，并取得了显著的研究成果^[38-41]。文献[38]将智能集成建模进行了详细的论述，提出了基于经验机理模型和 ASDNN 的烧结块铅锌成分智能集成模型，取得了理想效果；文献[39]针对多传感器系统难以选择模型输入变量的问题，提出了一种级联遗传算法，该算法克服了传统遗传算法不能剔除不相关变量的缺点，因此能非常的合理选择输入变量。在此基础上，建立了 Fuzzy-ARTMAP 神经网络模型，并应用于气体传感器组多种成分的预测问题，取得了理想的效果；文献[40]将一种混合模糊建模方法用于希腊电力系统短期负荷预报，该方法基于最小二乘法建立模糊模型，再利用约束优化算法进行参数学习，实际数据验证了方法能达到满意的精度；文献[41]比较了三种用于预测纸浆 kappa 值的模型：确定性模型、神经网络模型及这综合两种模型的集成模型，结果表明集成模型具有更高的预测精度并能缩短训练时间。总之，智能集成建模是解决复杂工业过程建模的最有效的方法之一，也是过程建模技术发展的必然趋势。

1.3.2 智能优化控制技术

智能控制是驱动智能机器自主地实现其目标的过程，或者说智能控制是一类无需人干预就能够独立自主地驱动智能机器实现其目标的自动控制。近几十年来，智能控制技术在众多领域和学科取得令世人瞩目的成绩。模糊系统基于模糊语言描述的产生式规则；专家系统基于知识和经验产生启发式规则；神经网络控制基于蕴涵某种函数关系的网路结构，这些非解析性方法使其在过程建模、优化和控制中，表现出不同于传统控制的优势^[42]。

优化控制分为稳态优化控制和动态优化控制两种。稳态优化控制是指调整各

控制器的设定值,使某种与经济效益直接挂钩的目标函数为最优的控制方法;动态优化控制是指调整控制规律及控制器参数,使得与过渡过程品质有关的目标函数为最优的控制方法。目前工业生产过程最期待解决的是生产过程的稳态优化控制,这里简称优化控制。优化控制包括在线和离线两种。离线优化是指利用各种建模、优化方法在约束条件下求解最优的工艺生产参数,提供操作指导。这是目前用的最多的一类优化。在线优化则是利用计算机自动周期地完成模型计算、模型修正和参数寻优,并将最优参数值直接送到控制器作为设定值,因能以一种动态的方法处理稳态优化问题,使参数优化得到及时的修正,因此可以取得更好的效益^[43]。

智能优化控制是利用人工智能、神经计算、进化计算、专家推理等一种或多种先进的智能控制技术来自动求取工业生产过程中各控制器的最优设定值,以达到目标最优的方法。以下是几种常见的智能优化算法。

1 专家系统

一般地说,专家系统是一个智能计算机程序系统,其内部具有大量专家水平的某个领域的知识与经验,能够利用人类专家的知识 and 解决问题的方法来解决该领域的问题。也就是说,专家系统是一个具有大量专门知识与经验的程序系统,它应用人工智能技术,根据某个领域中一个或多个人类专家提供的知识和经验进行推理和判断,模拟人类专家的决策过程,以解决那些需要专家决定的复杂问题。

2 神经网络

人工神经元是生物神经元特性及功能的数学抽象,神经网络通常指由大量简单神经元互连而构成的一种计算结构,它在某种程度上可以模拟生物神经网络的工作过程,从而具备解决实际问题的能力。神经网络优化算法就是利用神经网络中神经元的协同并行计算能力来构造的优化算法,它将实际问题的优化解与神经网络的稳定状态相对应,把对实际问题的优化过程映射为神经网络系统的演化过程^[44]。

3 遗传算法

遗传算法(GA)是模仿生物遗传学和自然选择机理,通过人工方式构造的一类优化搜索算法,是对生物进化过程进行的一种数学仿真,是进化计算的一种最重要的形式。GA是基于“适者生存”的一种高度并行、随机和自适应的优化算法,它将问题的求解表示成“染色体”的适者生存过程,通过“染色体”群的一代代不断进化,包括复制、交叉和变异等操作,最终收敛到“最适应环境”的个体从而求得问题的最优解或满意解。GA是一种通用的优化算法,其编码技术和遗传操作比较简单,优化不受限制性条件的约束,而其两个最显著特点则是隐

含并行性和全局解空间搜索。经过 30 多年的研究, GA 现在已发展到一个比较成熟的阶段, 并且在实际中得到很好的应用。

然而, 常规遗传算法在解决一些实际问题时, 由于它一般具有较大的群体规模, 需要对较多的个体进行大量的遗传和进化操作, 特别是要对大量的个体进行适应度计算或评价, 从而使得算法的进化运算的并行计算问题就受到了较大的重视。人们开发出了多种并行遗传算法以提高遗传算法的运行速度, 同时也有维持群体多样性的能力, 从而有可能抑制早熟现象的发生。但并行遗传算法一般要运行在并行机或局域网上, 许多时候无法满足该条件。因此周明等人利用并行遗传算法的思想, 对简单遗传算法进行改进, 开发出一种伪并行遗传算法, 使其具有克服早熟现象的能力。^[57]

4 混沌优化

混沌(Chaos)是存在于非线性系统中的一种较为普遍的现象, 混沌并不是一片混乱, 其行为复杂且类似随机, 但存在精致的内在规律性。混沌的发现, 对科学的发展具有空前深远的影响。近年来, 混沌控制、混沌同步和混沌神经网络受到了广泛关注, 并展现出诱人的应用与发展前景。混沌具有随机性, 即混沌具有类似随机变量的杂乱表现; 遍历性, 即混沌能够不重复地历经一定范围内的所有状态; 规律性, 即混沌是由确定性的迭代式产生的。介于确定性和随机性之间, 混沌具有丰富的时空动态, 系统动态的演变可导致吸引子的转移。最重要的是, 混沌的遍历性特点可作为搜索过程中避免陷入局部极小的一种优化机制, 这与模拟退火的概率性劣向转移和禁忌搜索的禁忌表检验存在明显的区别。混沌已成为一种新颖的优化技术, 并受到广泛重视和大量研究。

5 聚类分析

聚类分析是在无法预知样本的类别时, 根据样本间的距离或一定的相似性准则来自动进行分类的一种方法。聚类分析按照划分的结果不同分为硬聚类和软聚类, 其中硬聚类指不同聚类间的界限是明显的; 软聚类(基本上是指模糊聚类)的每个输入样本可能以不同的隶属函数或概率属于一个或多个聚类, 隶属函数或概率是由输入样本和聚类中心的关系表示的 0~1 的值, 该输入与所有分类的关系值总和为 1。由于大多数化工过程的变量往往很难找到明显的分类, 因而限制了聚类方法的应用, 而模糊聚类方法克服了这方面的不足, 它给出了每个样本隶属于某个聚类的隶属度, 其中模糊 C 均值聚类算法(FCM)是模糊聚类方法中非常有效的一种^[55]。

6 融合和优化方法

单一的优化方法通常都有各自的不足, 因此越来越多的人开始尝试将两种或

多种优化方法进行结合，产生新的优化算法，以结合各自的优点，弥补各自的缺点。例如：模糊神经网络、混沌神经网络、模糊专家系统、混沌遗传算法等。

以混沌遗传算法为例，遗传算法容易陷入局部最优以及过早收敛等问题，而混沌优化具有搜索的盲目性和大范围内的不收敛性。结合了混沌优化和遗传算法的混沌遗传算法可以结合混沌优化的遍历性和遗传算法的反演性，克服其各自的缺点。混沌遗传优化算法具有全局搜索、并行性、高效性的特点。

这些融合的优化方法在智能优化控制领域受到了越来越广泛的应用。

1.4 论文的主要研究内容

本论文针对闪速熔炼过程铜钼温度、铜钼品位及渣中铁硅比测量时间滞后，难以及时起到反馈修正操作参数的作用等问题，深入研究了闪速熔炼过程的智能集成模型以及闪速炉智能优化控制技术。本论文以工程实际应用为背景，注重理论与实际的结合，在过程建模方法和智能优化进行了较全面的研究，对其它对象的工业过程的建模及智能优化控制也具有一定的参考价值。

本论文总共分五章进行论述。绪论为第一章，主要对闪速熔炼的国内外研究现状、课题研究的背景和任务，过程建模方法与智能优化技术进行了介绍。第二章对奥托昆普闪速熔炼的工艺过程、反应原理、富氧的应用，以及影响闪速熔炼过程工况的因素进行了分析。第三章主要分析了机理模型和模糊神经网络模型的优缺点，并建立了闪速熔炼过程的智能集成模型。第四章在第三章的基础上，建立了闪速熔炼过程的优化控制系统。第五章结合现场实际，详细介绍了闪速炉生产监控及操作优化指导系统的结构与功能。最后为结论与展望，对课题的研究进行了全面总结，并对后续工作进行了探讨和展望。

第二章 闪速熔炼过程机理分析

2.1 闪速炼铜的工艺简介

闪速熔炼是现代火法炼铜的主要方法。它克服了传统方法未能充分利用粉状精矿的巨大表面积、将焙烧和熔炼分阶段进行的缺点，从而，大大减少了能源消耗，提高了硫利用率，改善了环境。自从 1949 年第一座芬兰奥托昆普闪速炉诞生和 1953 年加拿大国际镍公司 Inco 闪速炉投产至今，闪速熔炼经历了 50 余年的历程，得到了很大的发展。截止至 1999 年的不完全统计，全 27 个国家已建或将建闪速炉共 56 座，其中奥托昆普型炼铜炉 41 座，炼镍炉 7 座处理黄铁矿炉 1 座；Inco 型炼铜炉 7 座。由此可见，奥托昆普型闪速熔炼在世界炼铜业中占据着十分重要的地位。

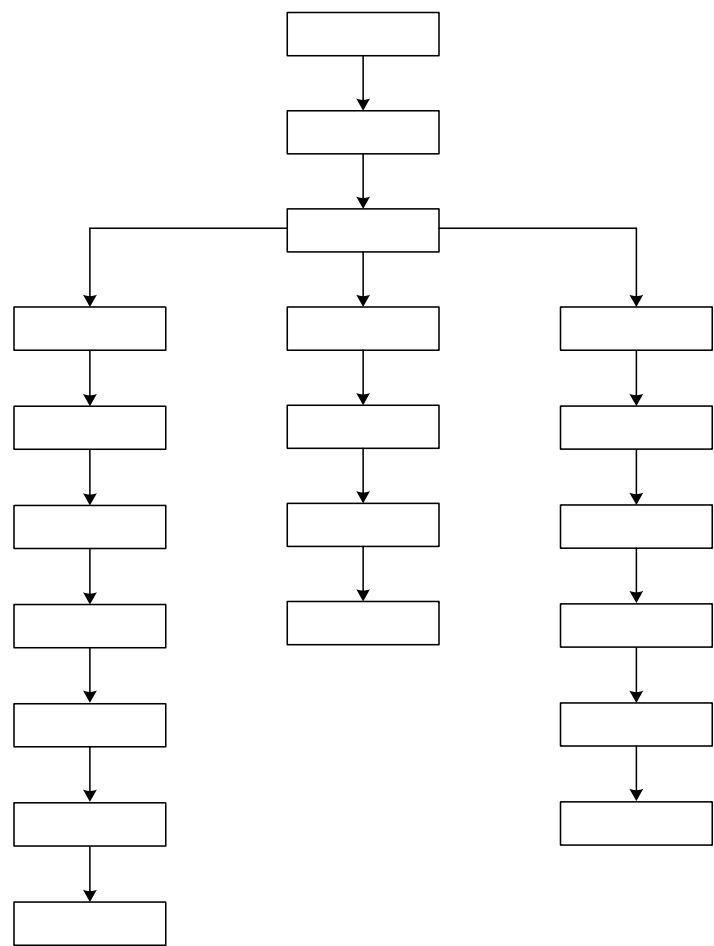


图 2-1 铜闪速熔炼工艺流程图

2.1.1 奥托昆普闪速熔炼工艺简介

闪速熔炼是芬兰奥托昆普公司研究成功的，其工艺流程如图 2-1 所示。世界上第一台工业闪速炉于 1949 年在奥托昆普公司哈贾伐尔塔冶炼厂建成投产，用来熔炼铜精矿。之后，闪速熔炼不断发展，而且逐渐采用富氧熔炼，生产率不断提高，能耗不断下降。目前采用奥托昆普闪速熔炼所生产的铜量已占世界铜产量的 30 % 以上。由于闪速熔炼具有工艺和设备可靠，综合投资成本和生产成本低，加料量和铜钼品位容易控制，有价元素回收率高，环境保护及劳动条件好等优点，越来越引起世界炼铜行业的重视。奥托昆普闪速炉的结构如图 2-2 所示：

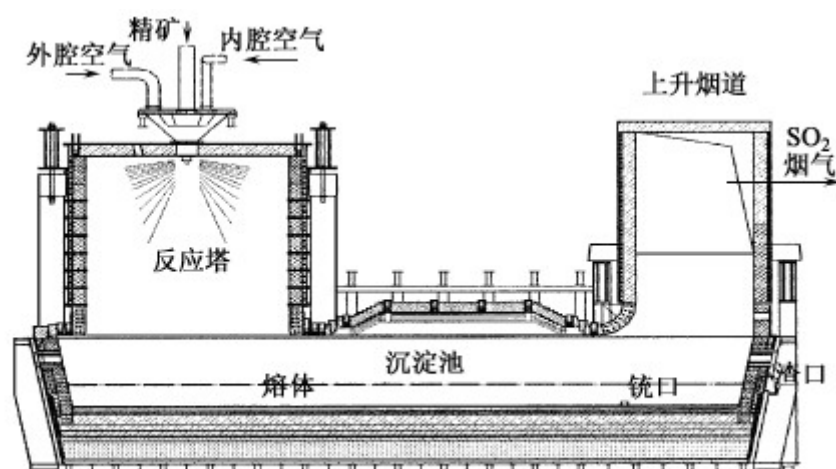


图 2-2 奥托昆普闪速炉结构简图

闪速熔炼是将经过深度脱水（含水小于 0.3%）的粉状精矿，在喷嘴中与空气或氧气混合后，以高速度（60~70m/s）从反应塔顶部喷入高温（1450~1550℃）的反应塔内。此时，精矿颗粒被气体包围，处于悬浮状态，在 2~3s 内基本上完成了硫化物的分解、氧化和熔化等过程。熔融硫化物和氧化物的混合熔体落到反应塔底部的沉淀池中汇集起来继续完成硫与炉渣最终形成过程，并进行澄清分离。炉渣在单独贫化炉或闪速炉内贫化区处理后再弃去。

闪速熔炼有以下的特点：焙烧与熔炼结合成一个过程；炉料与气体密切接触，在悬浮状态下与气相进行传热和传质；FeS 与 Fe_3O_4 、FeS 与 Cu_2O （NiO）以及其它硫化物与氧化物的交互反应主要在沉淀池中以液-液接触的方式进行。

70 年代初，芬兰哈贾伐尔塔厂闪速炉开始采用富氧技术，80 年代不断完善，富氧浓度逐渐提高。而随着工艺风中富氧浓度的提高，越来越多的闪速炉采用常温富氧熔炼，富氧浓度高达 40%~90%。采用富氧代替空气进行冶炼，能大大减少氮和燃料，提高反应速度，减少因加热空气中氮气所消耗的能量，这样能充分利用硫化物精矿本身的氧化还原反应热，从而使能耗大幅度下降，使闪速炉能够

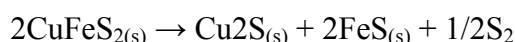
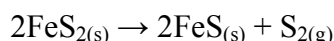
实现自热熔炼^[45]。

2.1.2 闪速炼铜的原理

闪速熔炼是在 1150~1250℃ 的高温下,使硫化铜精矿和熔剂在熔炼炉内进行熔炼。炉料中的铜、硫与未氧化的铁形成液态铜铈。这种铜铈是以 FeS-Cu₂S 为主,并溶有 Au、Ag 等贵金属及少量其他金属硫化物的共熔体。炉料中的 SiO₂、Al₂O₃、CaO 等成分与 FeO 一起形成液态炉渣炉渣是以 2FeO · SiO₂ (铁橄榄石)为主的氧化物熔体。铜铈与炉渣互不相溶,且密度各异(铜铈的密度大于炉渣的密度),从而分离。

进行造铈熔炼时,投入熔炼炉的炉料有硫化铜精矿、各种返料及熔剂等。这些物料在炉中将发生一系列物理化学变化,最终形成烟气和互不相溶的铜铈和炉渣,其中主要的化学反应如下。

1 高价硫化物的分解

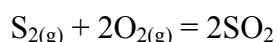


FeS₂ 为黄铁矿,它是立方晶系,着火温度为 402℃,因此很容易分解。在中性或还原性气氛中,FeS₂ 在 300℃ 以上即开始分解;在大气中通常在 565℃ 开始分解,在 680℃ 时,离解压达 69.061kPa。

黄铜矿(CuFeS₂)是硫化铜矿中最主要的含铜矿物,其着火温度为 375℃,在中性或还原性气氛中加热到 550℃ 或更高温度时开始分解,在 800~1000℃ 时完成分解。

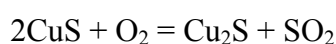
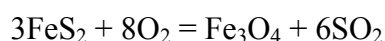
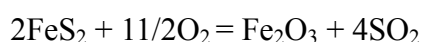
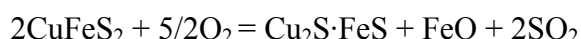
铜蓝(CuS)最容易分解,400℃ 即开始分解,600℃ 时激烈进行。

上述硫化物分解产出的 FeS 和 Cu₂S 将继续氧化或形成铜铈。分解产生的 S_{2(g)} 将继续氧化成 SO₂ 进入烟气中。

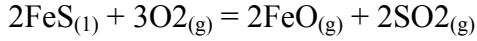


2 硫化物氧化

在现代强化熔炼炉中,炉料往往很快地就进入高温强氧化气氛中,所以高价硫化物除发生离解反应外,还会被直接氧化,如

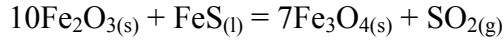


高价硫化物分解产生的 FeS 也被氧化,如



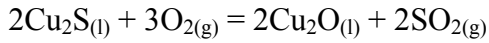
$$\Delta G^\circ = -966480 + 170.60T \quad (\text{J})$$

在 FeS 存在下, Fe_2O_3 也会转变成 Fe_3O_4 , 如



$$\Delta G^\circ = 223870 - 354.25T \quad (\text{J})$$

Cu_2S 亦会进一步氧化, 即

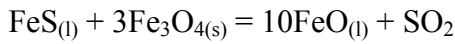


$$\Delta G^\circ = -804582 + 243.51T \quad (\text{J})$$

在强氧化气氛下, 还会发生反应



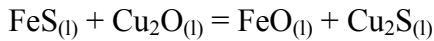
同时, Fe_3O_4 还可进一步与 FeS 反应:



此反应是熔炼中的重要反应。

3 造钼反应

上列反应产生的 $\text{FeS}_{(l)}$ 和 $\text{Cu}_2\text{O}_{(l)}$ 在高温下将发生反应



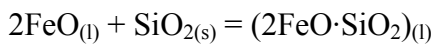
$$\Delta G^\circ = -144750 + 13.05T \quad (\text{J})$$

$$K = \frac{a_{(\text{FeO})} \times a_{[\text{Cu}_2\text{S}]}}{a_{[\text{FeS}]} \times a_{(\text{Cu}_2\text{O})}}$$

该反应的平衡常数 K 值很大 (在 1250°C 时, $\lg K$ 为 9.86), 表明反应显著地向右进行。一般来说, 体系中只要有 FeS 存在, Cu_2O 就将变成 Cu_2S , 进而与 FeS 形成铜钼 ($\text{FeS}_{1.08}\text{-Cu}_2\text{S}$)。所以常常把上列反应视为造钼反应。

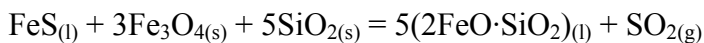
4 造渣反应

炉子中产生的 FeO 在 SiO_2 存在下, 将按下列反应形成铁橄榄石炉渣:



$$\Delta G^\circ = -32260 + 15.27T \quad (\text{J})$$

此外, 炉内的 Fe_3O_4 在高温下能够按下列反应与石英作用生成铁橄榄石炉渣, 即



2.1.3 富氧在闪速熔炼中的应用

氧气在有色行业中的应用近几年来发展异常迅速, 使用氧气不仅仅是有色冶

炼方法的大变革,同时,还为一些重要复杂矿的综合利用,有色冶金和制酸工业的发展,连续自热熔炼的研究开辟了道路。归纳起来,有色冶炼用氧主要有以下几个方面的效益。[45]

1) 节约能源。铜冶炼中,每吨铜需耗氧约 $300\sim 2000\text{m}^3/\text{h}$,若用富氧代替空气进行冶炼,能大大减少氮和燃料,提高反应速度,减少因加热空气中氮气所消耗的能量,这样能充分利用硫化物精矿本身的氧化还原反应热,从而使能耗大幅度下降。目前,有的闪速炉已能实现自热熔炼。一般富氧冶炼的浓度约为 $23\%\sim 65\%$,具体随工艺方法不同而定。

2) 提高烟气中 SO_2 的浓度,减轻污染。由于含氮量及 CO_2 量的减少,烟气中 SO_2 浓度得以大幅度提高,见表 2-1。某冶炼厂使用富氧前浓度为 8% ,使用后达到了 11% ,减少了硫酸的烟气处理量,设备负担得以减轻。

表 2-1 入口烟气条件和硫酸产量比较 (其它条件不变)

项目		使用富氧前	富氧改造后
烟气量 (km^3/h)		157.2	130.1
烟气成分 (%)	SO_2	8.06	10.7
	SO_3	0.16	0.21
	O_2	8.91	8.85
	CO_2	2.03	1.44
	N_2	80.8	79.3
硫酸产量 (t/d)		1066.9	1721.9
增幅 (%)		100	161.4

3) 熔炼强度加大。在闪速炉内将炉料和富氧空气喷入,细料和燃料与氧混合,产生强烈的紊流,使化学反应快速进行,熔炼强度得以加大,并可通过调节氧量来控制炉温。

2.2 影响闪速熔炼过程工况的因素分析

铜闪速熔炼过程的综合工况主要通过铜铕温度、铜铕品位、渣中铁硅比反映出来。因此,需要分析出对这三大参数有影响的因素。

2.2.1 富氧浓度对闪速炼铜的影响

当维持氧料比不变,增加富氧浓度时,铜铕品位下降,这是因为随着氧气浓度的增加,氧的利用系数降低;同时,气相中的二氧化硫分压增大,与其平衡的

铜铈相中的硫的活度也增大，即硫的脱除率减少。

若固定铜铈品位，当富氧浓度提高，则可降低反应塔的油耗，因为富氧体积分数的提高，使得铜铈温度升高，则可以降低油耗，提高烟气中的二氧化硫浓度，减少烟气量。

增加富氧浓度，将导致铜铈温度上升，富氧浓度上升 1%，铜铈温度上升大约 6℃，这是因为富氧浓度提高，烟气带走的热量减少，从而使铜铈温度升高。

提高富氧浓度，对渣中铁硅比的影响不大。

由此可见，富氧浓度对闪速熔炼过程的重要指标——铜铈品位和铜铈温度可以产生较大的影响，同时，由于富氧浓度的提高，使得反应塔重油消耗量下降，直至无重油消耗，这极大地降低了生产成本。因此，寻找最优的富氧浓度，可以使铜闪速熔炼过程的能耗降低，从而实现生产过程的优化。

在规定铜铈品位的情况下，富氧浓度越高，还会使每吨精矿的烟气体积越小，因而使处理烟气的费用越低。

但是，使用富氧有两个不利因素。这两个因素是：

- 1) 制氧和发电需要大量生产设备，这些设备需要数额可观的投资和运转费用。
- 2) 在富氧浓度越高的操作条件下，闪速炉烟气可回收的废热越少。

2.2.2 炉料组成对闪速熔炼的影响

1) 装入干矿总量：装入干矿总量的变化会影响到闪速炉的物料平衡。装入干矿量越多，反应所需的氧气量也越多。在加入反应塔的氧气量一定时，装入干矿总量的变化会导致干矿氧化程度的变化，从而影响到产出的铜铈温度与铜铈品位。

2) 干矿中含 Cu 率：干矿中含 Cu 率将直接影响产出的铜铈品位。

3) 干矿中含 Fe 率、含 SiO₂ 率：干矿中 Fe 和 SiO₂ 的比率将直接影响渣中铁硅比，且干矿中的含 Fe 量将影响到干矿氧化过程中所需的氧量，因此也会影响到产出的铜铈温度。

4) 干矿中含 S 率：干矿中的 S 会参与氧化反应，形成 SO₂ 进入烟气。因此，干矿中的含 S 量将影响到干矿氧化过程中所需的氧量，从而影响到产出的铜铈温度。

2.2.3 其它因素对闪速炼铜的影响

- 1) 装入物水分率、空气水分率：装入物与空气带入的水分经闪速熔炼后，

从液态变成气态，并加热到闪速炉的烟气温度，这一过程中会发生吸热反应，因此对闪速炉的热平衡将产生影响，并最终影响到铜铈温度。但是装入干矿经干燥工艺后，水分率可控制在 0.1%~0.3%之间^[46]，因此通常取常数。

2) 鼓风温度：鼓入的热风经闪速熔炼后将加热到闪速炉的烟气温度，因此，鼓风的预热温度也将影响闪速炉的热平衡，并最终影响到铜铈温度。但目前某冶炼厂采用对鼓风不进行预热，而直接鼓入空气的方式，因此鼓风温度波动较小，通常取常数。

2.3 小结

本章以奥托昆普闪速炉为例，介绍了闪速炉的结构，以及闪速炼铜的工艺和反应原理，并且分析了可以影响闪速熔炼过程工况的因素，为之后的过程建模和优化控制提供了依据。

第三章 铜闪速熔炼过程建模

生产实践表明,在铜闪速熔炼过程中,当闪速炉处理料量不变时,闪速炉产出的铜铕(即冰铜)温度、铜铕品位及渣中铁硅比是闪速熔炼过程的综合判断指标,也是对闪速炉的操作参数(即热风、氧气量)进行调控的重要依据。目前,由于对这三大参数的检测只能在放出铜铕时进行人工测量,而铜铕每隔一段时间才从铜铕口放出,这样测得的数据滞后熔炼过程一个小时以上,再加上人为因素的影响,使得测量得到的三大参数更加难以及时起到修正操作参数的作用。此外,由于对铜铕温度的检测是使用消耗式热电偶在炉前铜铕口处测量铜铕温度^[47],这种一次性热电偶测温存在不可重复性,测量成本较高。因此研究开发闪速熔炼过程模型,用三大参数的预测值代替其实测值来指导闪速炉的反馈控制,将极大提高对熔炼过程操作参数调控的实时性,从而可以优化操作参数,进而提高生产过程的稳定性。

3.1 闪速熔炼过程模型结构设计

目前,闪速炉计算机在线控制多采用基于物料平衡和热平衡的机理模型来模拟熔炼过程。与其它方法建立的模型相比,机理模型的可解释性强、外推性能最好,是最理想的过程模型。但是机理模型也有其不足的地方,虽然机理模型可以模拟熔炼过程,但是机理模型的建立通常是基于一定的假设条件的,而这些假设条件与实际情况存在一定差距;而且仅仅基于物料平衡和热平衡,并不能算出熔炼过程所有的未知量,有些量只能取假设值或经验值,更加难以保证机理模型的精确性。

对于机理模型不清楚的对象,可以采用基于数据驱动的建模方法建立过程模型。其中,模糊神经网络(FNN) 由于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,FNN 通过其结构的可变性,逐步适应外部环境的各种因素的作用,因此在解决具有高度非线性和严重不确定性的复杂系统的控制方面具有巨大潜力。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,模糊神经网络模型难以完全满足复杂的工业过程控制要求。

而智能集成建模在处理复杂过程信息方面独具特色,它可以结合传统机理模型与人工智能方法的优点,弥补各自的缺陷。

本文采用智能集成建模策略,分别利用基于物料平衡与热平衡的机理模型与

模糊神经网络模型对三大参数进行预测，并通过智能协调器集成，以求得最终的三大参数预测值^[48]。该模型结构如图 3-1 所示。

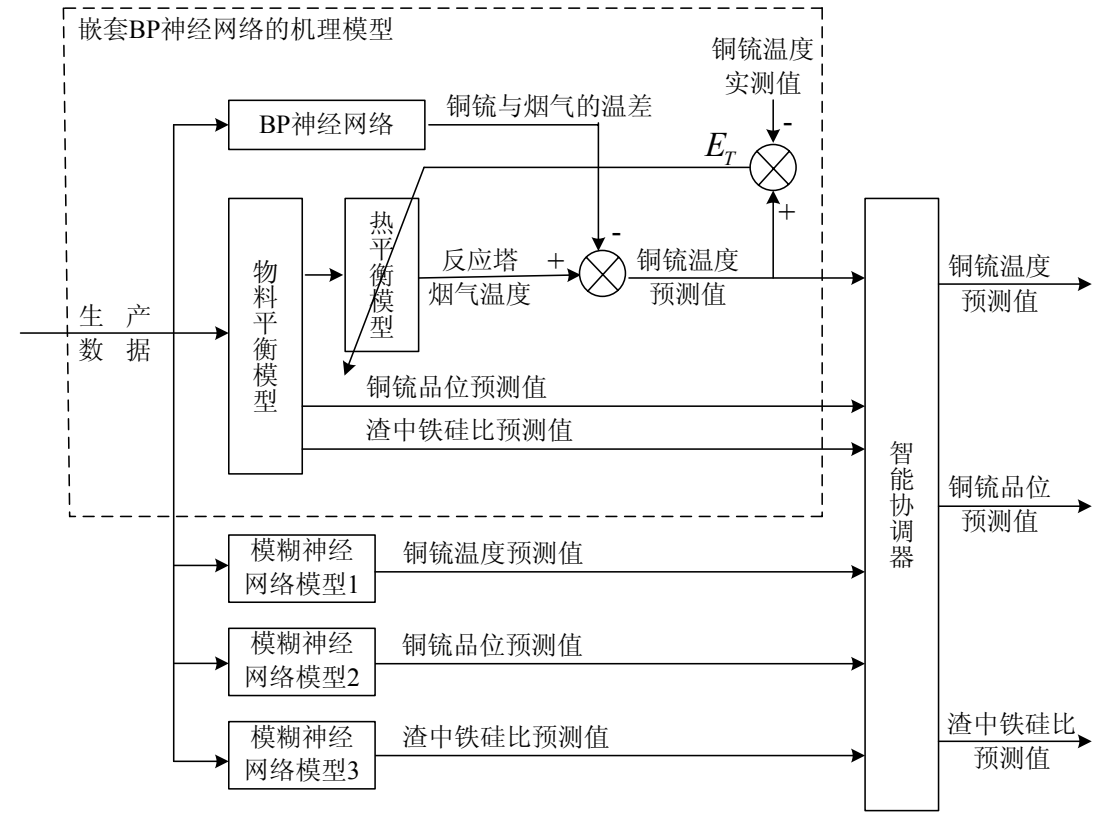


图 3-1 基于智能集成策略的闪速熔炼过程模型结构图

3.2 闪速熔炼过程机理模型

闪速熔炼过程的机理模型是在对工艺机理深刻认识的基础上，通过列写宏观的物料平衡与热平衡方程来确定三大参数与其它输入变量之间的数学关系。

3.2.1 闪速炉物料平衡模型

1 炉料与产物分析

闪速熔炼过程的炉料包括：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、电收尘烟灰以及鼓风。鼓风（即富氧）通常是空气和工业氧气的 N_2 和 O_2 的混和气体，而其它装入物料中主要包含 Fe、Cu、S、 SiO_2 这四种成份。

闪速熔炼过程的产物包括：铜铕、炉渣、烟气与烟尘。

在闪速炉反应塔空间内，铁的硫化物氧化占主要地位。氧化形成的 FeO 与

炉料中其它组分一起造渣，而形成的 Fe_3O_4 进入熔体内。未氧化的 FeS 与 Cu_2S 构成铜铈。

2 物料平衡模型

在建立物料平衡模型时，做出以下假设：

1) 设鼓入的富氧空气、重油、炉料之间的反应达到平衡时，平衡体系含有 Fe 、 Cu 、 S 、 O 、 N 、 SiO_2 这六种成份，其它成份含量较少，可不参与计算。

2) 铜铈仅由 FeS 与 Cu_2S 组成。

根据质量守恒定律，可以得到：

装入物料量 = 产出物料量；

装入物料中某元素的含量 = 产出物料中某元素的含量。

根据上式我们可以建立闪速炉的物料平衡模型。

设未知数 X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_7 、 X_8 、 X_9 、 X_{10} 、 X_{11} 分别表示铜铈量、铜铈中铜量、渣量、渣中 Fe 量、渣中 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、排烟中其它物质量、化学反应所需的氧量。

1) 物料平衡。

$$G_1 + G_2 + G_3 + G_4 + G_5 + G_6 + G_7 + G_8 + G_9 + X_{11} = X_1 + X_3 + X_6 + X_7 + X_8 + X_9 + X_{10} \quad (3-1)$$

其中： G_1 为精矿量；

G_2 为渣精矿量；

G_3 为不定物料量；

G_4 为硅酸矿量；

G_5 为转炉烟灰量；

G_6 为转炉锅炉烟灰量；

G_7 为干燥烟灰量；

G_8 为锅炉烟灰量；

G_9 为电收尘烟灰量。

2) Cu 平衡。

$$G_{\text{Cu装入}} = X_2 + X_3 \times \theta_{\text{Cu渣}} + (X_6 + X_7) \times \theta_{\text{Cu锅炉}} + X_8 \times \theta_{\text{Cu电收尘}} \quad (3-2)$$

其中： $G_{\text{Cu装入}}$ 为装入物中的 Cu 量；

$\theta_{\text{Cu渣}}$ 为渣中 Cu 品位；

$\theta_{\text{Cu锅炉}}$ 为锅炉烟灰块中 Cu 品位。

$\theta_{\text{Cu电收尘}}$ 为电收尘烟灰中 Cu 品位；

3) S 平衡。

$$G_{\text{S装入}} = X_1 \times (P_{11} + X_2 / X_1 \times P_{12}) + X_3 \times \theta_{\text{S渣}} + (X_6 + X_7) \times \theta_{\text{S锅炉}} + X_8 \times \theta_{\text{S电收尘}} + X_9$$

(3-3)

其中： $G_{S\text{装入}}$ 为装入物中的 S 量；

P_{11} 、 P_{12} 为铜钼中 S 品位计算系数，由经验确定；

$\theta_{S\text{渣}}$ 为渣中 S 品位；

$\theta_{S\text{锅炉}}$ 为锅炉烟灰块中 S 品位；

$\theta_{S\text{电收尘}}$ 为电收尘烟灰中 S 品位。

4) Fe 平衡。

$$G_{\text{Fe装入}} = X_1 \times (P_{13} + X_2 / X_1 \times P_{14}) + X_4 + (X_6 + X_7) \times \theta_{\text{Fe锅炉}} + X_7 \times \theta_{\text{Fe电收尘}} \quad (3-4)$$

其中： $G_{\text{Fe装入}}$ 为装入物中的 Fe 量；

P_{13} 、 P_{14} 为铜钼中 Fe 品位计算系数，由经验确定；

$\theta_{\text{Fe锅炉}}$ 为锅炉烟灰块中 Fe 品位；

$\theta_{\text{Fe电收尘}}$ 为电收尘烟灰中 Fe 品位。

5) SiO_2 平衡。

$$G_{\text{SiO}_2\text{装入}} = X_1 \times \theta_{\text{SiO}_2\text{铜钼}} + X_5 + (X_6 + X_7) \times \theta_{\text{SiO}_2\text{锅炉}} + X_8 \times \theta_{\text{SiO}_2\text{电收尘}} \quad (3-5)$$

其中： $G_{\text{SiO}_2\text{装入}}$ 为装入物中的 SiO_2 量；

$\theta_{\text{SiO}_2\text{铜钼}}$ 为铜钼中 SiO_2 品位，由于假设铜钼仅由 FeS 与 Cu_2S 组成，因此

$\theta_{\text{SiO}_2\text{铜钼}}$ 为 0；

$\theta_{\text{SiO}_2\text{锅炉}}$ 为锅炉烟灰块中 SiO_2 品位；

$\theta_{\text{SiO}_2\text{电收尘}}$ 为电收尘烟灰中 SiO_2 品位。

6) 锅炉烟灰粉量。

$$X_6 = (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) \times P_1 \times P_2 \times P_3 \quad (3-6)$$

其中： P_1 为烟灰发生率（相对装入干矿量）；

P_2 为锅炉烟灰率（相对发生的烟灰量）；

P_3 为锅炉烟灰返回率（相对锅炉烟灰量）。

7) 锅炉烟灰块量。

$$X_7 = (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) \times P_1 \times P_2 \times (1 - P_3) \quad (3-7)$$

8) 电收尘烟灰量。

$$X_8 = (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) \times P_1 \times (1 - P_2) \quad (3-8)$$

9) 排烟中的 S 量。

$$X_9 = \left\{ \left[(G_{\text{风}} - G_{\text{氧}}) \times 0.21 / (1 + \omega_{\text{空气}}) + G_{\text{氧}} \times \theta_{\text{氧}} + (G_{\text{自由空气}} + G_{\text{一次空气}} / (1 + \omega_{\text{空气}})) \times 0.21 - G_{\text{油}} \times \alpha_1 \times \rho_{\text{油}} \times 0.21 \right] \times \eta_{\text{氧}} \times 32.0 / 22.4 \times 10^{-3} - X_{11} \right\} \times 32.06 / 32.0 \quad (3-9)$$

其中： $G_{\text{风}}$ 、 $G_{\text{氧}}$ 分别为反应塔热风、反应塔氧气量；

$G_{\text{自由空气}}$ 、 $G_{\text{一次空气}}$ 分别为反应塔自由空气量、反应塔一次空气量；

$\omega_{\text{空气}}$ 为空气水分率;

$\theta_{\text{氧}}$ 为制氧站氧气浓度;

$\rho_{\text{油}}$ 为重油比重;

$\eta_{\text{氧}}$ 反应塔氧效率, 由经验确定;

α_1 为反应塔单位重油燃烧空气量:

$$\alpha_1 = (\theta_{\text{C油}} \times 22.4/12 + \theta_{\text{H油}} \times 11.2/2 + \theta_{\text{S油}} \times 22.4/32.06) / (0.21 \times \eta_{\text{氧}}) \quad (3-10)$$

其中: $\theta_{\text{C油}}$ 、 $\theta_{\text{H油}}$ 、 $\theta_{\text{S油}}$ 分别为重油中 C、H、S 的品位。

10) 排烟中其它物质量。

$$X_{10} = \left[G_{\text{other装入}} - (\delta_{\text{O}_2\text{渣精}} + \delta_{\text{O}_2\text{不定}} + \delta_{\text{O}_2\text{转炉}} + \delta_{\text{O}_2\text{转炉锅炉}} + G_4 \times \alpha_{\text{硅酸}} + G_8 \times \alpha_{\text{锅炉}} + G_9 \times \alpha_{\text{电收尘}}) \right] \times (1 - P_4) \quad (3-11)$$

其中: $G_{\text{other装入}}$ 为装入物中其它物质量;

$\delta_{\text{O}_2\text{渣精}}$ 为渣精矿 O_2 量;

$\delta_{\text{O}_2\text{不定}}$ 为不定物料 O_2 量;

$\delta_{\text{O}_2\text{转炉}}$ 为转炉烟灰 O_2 量;

$\delta_{\text{O}_2\text{转炉锅炉}}$ 为转炉锅炉烟灰 O_2 量;

$\alpha_{\text{硅酸}}$ 为硅酸矿 O_2 系数;

$\alpha_{\text{锅炉}}$ 为锅炉烟灰 O_2 系数;

$\alpha_{\text{电收尘}}$ 为电收尘烟灰 O_2 系数;

P_4 为其它物质计算系数, 由经验确定。

11) O_2 平衡。

$$\begin{aligned} X_1 \times \left(P_{13} - P_{11} \times P_{20} \times \frac{55.85}{32.06} \right) \times \frac{16 \times 4}{55.85 \times 3} + X_2 \times \left[P_{14} - \left(P_{12} - \frac{32.05}{63.55 \times 2} \right) \times P_{20} \times \frac{55.85}{32.06} \right] \\ - X_3 \times \alpha_{\text{渣}} + X_4 \times \alpha_{\text{渣中Fe}} + (X_6 + X_7) \times \alpha_{\text{锅炉}} + X_8 \times \alpha_{\text{电收尘}} - X_{11} \\ = \delta_{\text{O}_2\text{渣精}} + \delta_{\text{O}_2\text{不定}} + \delta_{\text{O}_2\text{转炉}} + \delta_{\text{O}_2\text{转炉锅炉}} + G_4 \times \alpha_{\text{硅酸}} + G_8 \times \alpha_{\text{锅炉}} + G_9 \times \alpha_{\text{电收尘}} \end{aligned} \quad (3-12)$$

其中: P_{20} 为成为 FeS 的 Fe、S 比率;

$\alpha_{\text{渣}}$ 为渣 O_2 系数;

$\alpha_{\text{渣中Fe}}$ 为渣中 Fe 的 O_2 系数。

由以上 11 个平衡的方程可以求得 $X_1 \sim X_{11}$, 且

$$P_m' = X_2 / X_1 \quad (3-13)$$

$$C_{\text{铁硅}}' = X_4 / X_5 \quad (3-14)$$

其中 P_m' 、 $C_{\text{铁硅}}'$ 分别为铜铈品位和渣中铁硅比的预测结果。

3.2.2 闪速炉热平衡模型

在建立热平衡模型时，做出以下几点假设：

- 1) 设鼓入的富氧空气、重油、炉料之间的反应达到热力学平衡时，平衡体系含有 Fe、Cu、S、O、N、SiO₂ 六种成份，其它成份含量较少，可不参与计算。
- 2) 铜铈仅由 FeS 与 Cu₂S 组成。
- 3) 闪速炉反应塔热损失（即反应塔散热）视为常数。
- 4) 忽略反应塔内温度的不均匀分布。

根据热收入项之和等于热支出项之和的原理，建立闪速炉的热平衡模型：

$$\sum Q_i = \sum Q_o \quad (3-15)$$

式(3-15)中， Q_i 为反应塔的热收入项， Q_o 为反应塔的热支出项。

闪速炉反应塔的热传递关系如图 3-2 所示：

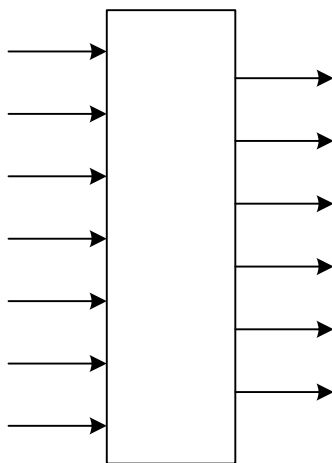


图 3-2 闪速炉反应塔热传递示意图

1 热收入项的计算

反应塔的热收入项包括炉料的化学反应热以及燃料或物料带进来的热，反应塔加入的炉料主要包括精矿、渣精矿、不定物料、硅酸矿、转炉烟灰、转炉锅炉烟灰、装入锅炉烟灰、装入电收尘烟灰，此外还有重油、氧气、热风、以及一次风。

- 1) 由于被氧化的 S 全部进入烟气中，因此

$$Q_{S\text{燃烧热}} = d_s \times Q_{S\text{氧化热}} \quad (3-16)$$

其中： d_s 表示排烟中的 S 量，即上节中物料平衡计算得到的 S 燃烧热

$Q_{S\text{氧化热}}$ 表示 $S+O_2=SO_2$ 的反应热 (J/kg)。

$$2) Q_{FeO\text{生成热}} = d_{Fe} \times Q_{Fe\text{氧化热}} \quad (3-17)$$

其中： d_{Fe} 表示渣中 FeO 的 Fe 含量；

FeO生成热

Fe₃O₄生成热

分解热

$Q_{\text{Fe氧化热}}$ 表示 $2\text{Fe}+\text{O}_2=2\text{FeO}$ 的反应热。

$$3) Q_{\text{Fe}_3\text{O}_4\text{生成热}} = (d_{\text{Fe1}} + d_{\text{Fe2}} + d_{\text{Fe3}} + d_{\text{Fe4}} + d_{\text{Fe5}}) \times Q_{\text{Fe}_3\text{O}_4\text{反应热}} \quad (3-18)$$

其中: d_{Fe1} 为铜铈中 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe2} 为渣中 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe3} 为产出锅炉烟灰粉 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe4} 为产出锅炉烟灰块 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe5} 为产出电收尘烟灰 Fe_3O_4 的 Fe 含量。

CuSO_4 生成热、 FeSO_4 生成热以及 Fe_3O_4 生成热类似。

$$4) Q_{\text{分解热}} = - (Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6 + Q_7 + Q_8 + Q_9 + Q_{10}) \quad (3-19)$$

其中: Q_1 为精矿分解热;

Q_2 为渣精矿分解热;

Q_3 为不定物料分解热;

Q_4 为硅酸矿分解热;

Q_5 为转炉烟灰分解热;

Q_6 为转炉锅炉烟灰分解热;

Q_7 为装入锅炉烟灰分解热;

Q_8 为装入电收尘烟灰分解热;

Q_9 为产出烟灰 Cu_2S 变成 CuSO_4 的分解热;

Q_{10} 为产出物 FeS 变成 FeO 、 Fe_3O_4 、 FeSO_4 的分解热。

$$5) Q_{\text{装入物带入热}} = [G_0 \times C_1 + (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) \times w_{\text{装入}}] \times (T_1 - T) \quad (3-20)$$

其中: G_0 为装入量合计;

C_1 为装入物比热;

$w_{\text{装入}}$ 为装入物水分率;

T_1 为装入物温度;

T 为基准温度。

$$6) Q_{\text{反应塔重油燃烧热}} = G_6 \times [C_2 \times (T_2 - T) + Q_{\text{重油发热量}}] \quad (3-21)$$

其中: G_6 为反应塔重油量;

C_2 为重油比热;

T_2 为重油温度。

$$7) Q_{\text{反应塔热风带入热}} = Q_{\text{反应塔空气带入热}} + Q_{\text{反应塔一次风带入热}} + Q_{\text{氧气带入热}} \quad (3-22)$$

2 热支出项的计算

反应塔的热支出项包括产物带走热以及反应的热损失, 以及炉子的散热等。

反应塔的产物包括铜铈、烟气、渣、烟灰等。

$$1) Q_{\text{铜铈储存热}} = G_{\text{铜铈量}} \times C_{\text{铜铈单位热量}} \quad (3-23)$$

其中： $C_{\text{铜铈单位热量}} = a \times (T_G + \Delta T_G) + b - (c + d \times (T_G + \Delta T_G)) \times P_m' \times 100$,

T_G 为反应塔烟气温度, ΔT_G 为反应塔烟气温度的修正项, P_m' 为铜铈品位预测值, 由上节中物料平衡计算得到, a 、 b 、 c 、 d 为计算系数, 由经验确定。

$$2) Q_{\text{渣储存热}} = G_{\text{渣量}} \times C_{\text{渣单位热量}} \quad (3-24)$$

其中： $C_{\text{渣单位热量}} = e \times (T_G - D T_G) + f$, e 、 f 为计算系数, 由经验确定。

$$3) Q_{\text{反应塔排气带走热}} = G_{\text{SO}_2} \times C_{\text{SO}_2} + G_{\text{N}_2} \times C_{\text{N}_2} + G_{\text{CO}_2} \times C_{\text{CO}_2} + G_{\text{H}_2\text{O}} \times C_{\text{H}_2\text{O}} \quad (3-25)$$

其中： G 为各气体的成分量；

C 为各气体的单位热量。

$$C = \frac{(A \times (T_G + \Delta T_G) + B \times (T_G + \Delta T_G)^2 \times 10^{-3} + C / (T_G + \Delta T_G) \times 10^5 + D)}{22.4} \quad (3-26)$$

其中： T_G 为反应塔烟气温度；

A 、 B 、 C 、 D 为计算系数, 由经验确定。

$$4) Q_{\text{烟灰储存热}} = (G_{\text{产出锅炉烟灰粉量}} + G_{\text{产出锅炉烟灰块量}} + G_{\text{产出电收尘烟灰量}} + G_{\text{排烟中其它量}}) \times C_{\text{烟灰单位热量}} \quad (3-27)$$

其中： $C_{\text{烟灰单位热量}} = E \times (T_G - D T_G) + F$, E 、 F 为计算系数, 由经验确定。

$$5) Q_{\text{水分蒸发热}} = (G_2 + G_3 + G_4 + G_5) \times w_{\text{装入}} \times (Q_{\text{水蒸发热}} + Q_{\text{饱和水热焓}} - Q_{\text{装入水热焓}}) \quad (3-28)$$

$$6) Q_{\text{反应塔散热}} = s \quad (3-29)$$

其中 s 为常数, 由经验公式确定。

利用式(3-15)可求得烟气温度预测值 T_G , 而预测的目标变量——铜铈温度:

$$T_m' = T_G - \Delta T \quad (3-30)$$

其中, ΔT 为铜铈温度与烟气温度的差值。传统的方法认为铜铈温度与烟气温度的差值 ΔT 为 150°C , 但这显然是不精确的, 因此引入智能算法求出 ΔT , 在下一节中将会对此进行介绍。

3 热平衡模型的修正

为了对热平衡模型进行实时的在线修正, 提高模型的精确度, 引入反馈修正回路, 对反应塔烟气温度的修正项 ΔT_G 进行修正。令由热平衡模型得到的铜铈温度预测值与测量值的偏差

$$E_T = T_m' - T_{m\text{测}} \quad (3-31)$$

其中, $T_{m\text{测}}$ 为铜铈温度的测量值, 那么,

$$\Delta T_G = \begin{cases} \Delta T_G' - \Delta t_1 & , E_T \geq \Delta t_0 \\ \Delta T_G' + \Delta t_1 & , E_T \leq -\Delta t_0 \\ \Delta T_G' & , -\Delta t_0 < E_T < \Delta t_0 \end{cases} \quad (3-32)$$

$\Delta T_G'$ 为上一次计算得到的 ΔT_G ； Δt_0 、 Δt_1 均为常数。

3.2.3 改进的 BP 神经网络模型

反向传播网络(Back-Propagation Network, 简称 BP 网络)是影响最为广泛的神经网络之一。

1 传统的 BP 算法

BP 神经网络是将 W-H 学习规则一般化, 对非线性可微分函数进行权值训练的多层网络。主要用于函数逼近、模式识别、分类和数据压缩。在人工神经网络的实际应用中, 80%~90% 的人工神经网络模型是采用 BP 网络或其变化形式。BP 算法属于 δ 算法, 是一种监督式学习算法, 其主要思想为: 对于 m 个输入学习样本 $\mathbf{Q}=[\mathbf{Q}_1, \mathbf{Q}_2, \dots, \mathbf{Q}_m]$, 与其对应的输出样本为 $\mathbf{L}=[\mathbf{L}_1, \mathbf{L}_2, \dots, \mathbf{L}_m]$ 。学习目的是用网络的实际输出 $\mathbf{Y}=[\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_m]$ 与目标矢量 $\mathbf{T}$ 之间的误差来修改权值, 使得 $\mathbf{Y}$ 与 $\mathbf{T}$ 尽可能地接近; 它是通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逐渐逼近目标的。每一次权值和偏差的变化都与网络误差的影响成正比, 并以反向传播的方式传递到每一层。

BP 算法由两部分组成: 信息的正向传递与误差的反向传播。在正向传播过程中, 输入信息从输入层经隐含层逐层计算传向输出层, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层没有得到期望的输出, 则计算输出层的误差变化值, 然后转向反向传播, 通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回去修改各层神经元的权值直至达到期望目标。

设定输入变量为 $\mathbf{P}$, 输入神经元有 r 个, 隐含层内有 s_1 个神经元, 激活函数为 f_1 , 输出层有 s_2 个神经元, 对应的激活函数为 f_2 , 输出为 $\mathbf{A}$, 目标矢量为 $\mathbf{T}$ 。 w_{1ij} 对应第 j 个输入变量到第 i 个隐层神经元的权值, b_{1i} 对应第 i 个隐层神经元的阈值, w_{2ki} 对应第 i 个隐层神经元到第 k 个输出层神经元的权值, b_{2k} 对应第 k 个输出层神经元的阈值。

信息的正向传递:

1) 隐含层中第 i 个神经元的输出为:

$$a_{1i} = f_1 \left(\sum_{j=1}^r w_{1ij} p_j + b_{1i} \right), \quad i=1, 2, \dots, s_1 \quad (3-33)$$

2) 输出层第 k 个神经元的输出为:

$$a_{2k} = f_2 \left(\sum_{i=1}^{s_1} w_{2ki} a_{1i} + b_{2k} \right), \quad k=1, 2, \dots, s_2 \quad (3-34)$$

3) 定义误差函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k})^2 \quad (3-35)$$

利用梯度下降法求权值变化及误差的反向传播：

1) 输出层的权值阈值变化

对从第 i 个输入到第 k 个输出的权值有：

$$\Delta w_{2ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{2ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial w_{2ki}} = \eta (t_k - a_{2k}) f_2' a_{1i} \quad (3-36)$$

第 k 个输出神经元阈值为：

$$\Delta b_{2k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{2k}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial b_{2k}} = \eta (t_k - a_{2k}) f_2' \quad (3-37)$$

2) 隐含层的权值阈值变化

对从第 j 个输入到第 i 个输出的权值有：

$$\Delta w_{1ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{1ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \frac{\partial a_{1i}}{\partial w_{1ij}} = \eta \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k}) f_2' w_{2ki} f_1' p_j \quad (3-38)$$

对第 i 个隐含层神经元的阈值为：

$$\Delta b_{1i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{1i}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \frac{\partial a_{1i}}{\partial b_{1i}} = \eta \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k}) f_2' w_{2ki} f_1' \quad (3-39)$$

2 改进的 BP 算法

基本 BP 网络尽管有效，但在目标点附近收敛速度很慢，效率低，用其描述复杂系统时，往往不能保证全局收敛而陷入局部极小，导致学习失败。为此对基本 BP 算法进行改进^[49]。

① 变学习率

BP 算法的学习率 η 是一个固定的常数，但是当误差 E 变化较小时，学习率太小会使迭代次数增加；而当 E 变化较大时学习率选择太大，则又可能修正过头，导致震荡甚至发散，影响了学习收敛的速度。所以，通过合理调节学习率加快收敛速度是 BP 算法的常用改进方法之一。

BP 算法中修正学习率的方法为：先设一初始学习率(一般为 0.1)，若迭代后的误差函数 E 增大，则放弃新的权和阈值，将学习率乘以一个小于 1 的常数，沿原方向重新计算；若误差函数 E 减小，则乘以一个大于 1 的常数，即

$$\eta(k+1) = \begin{cases} (1+\beta)\eta(k) & E(k+1) < E(k) \\ (1-\beta)\eta(k) & E(k+1) > 1.04E(k) \\ \eta(k) & \text{其它} \end{cases} \quad (3-40)$$

其中, $\eta(k)$ 和 $\eta(k+1)$ 分别表示学习率第 $k, k+1$ 次的迭代值, $E(k)$ 和 $E(k+1)$ 分别表示误差函数第 $k, k+1$ 次的迭代值。即当误差减小时步长应加大, 误差增大时步长应减小, 实际应用中这种方法很有效, 式中 β 为某一小的正数, 一般取值为 0.01~0.03。

② 样本的批处理

基本 BP 算法中, 各连接权的调整量是分别与各个学习样本的代价函数 E_p 成正比例变化的。真正全局误差意义上的梯度算法应该是相当于全局误差函数 E 的连接权的调整, 应该在所有 m 个学习模式对全部提供给网络之后统一进行调整, 这样就可以避免在逐个训练样本时, 对权值修正可能出现的振荡。采用成批训练方法, 即将一批样本所产生的修正值累计后统一进行一次处理。因此将权值的增量修改为:

$$\Delta w_{ji}(k+1) = -\eta \sum_{p=1}^m \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}(k)} \quad (3-41)$$

其中, η 为学习速率, E_p 为对应第 p 个样本的误差, $\Delta w_{ji}(k+1)$ 为第 $k+1$ 次第 i 个输入变量到 j 个神经元的权值修正量。批处理也被称为累积误差法, 可以保证 E 向减小的方向变化, 由于每个连接权及阈值的校正次数明显减少。因此, 学习时间要少些。

③ 增加动量项

因 BP 算法没有考虑到以前的积累经验, 即以前时刻的梯度方向, 从而常常使学习过程发生震荡, 收敛缓慢, 为此可采用改进算法, 在权函数中引入动量项, 动量项的作用相当于引入了阻尼项, 它减少了学习过程的震荡趋势, 从而改善了收敛性。加入动量项后, 权值的修正算法表达式如下式所示:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta \times \Delta w_{ij} + \alpha \times [w_{ij}(k) - w_{ij}(k-1)],$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (3-42)$$

其中 $w_{ij}(k+1)$ 、 $w_{ij}(k)$ 、 $w_{ij}(k-1)$ 分别表示第 i 个输入变量到 j 个神经元的权值第 $k+1, k, k-1$ 次的迭代值, Δw_{ij} 表示第 i 个输入变量到 j 个神经元的权值变化量, α 为动量因子, 满足 $0 < \alpha < 1$ 。

应当指出, 学习率增长的前提是必须保持网络的训练过程稳定, 每次迭代网络误差增量也应该受到限制。

3.2.4 铜铈与烟气的温差模型

本模型中采用上节所述的改进的 BP 神经网络来求得铜铈与烟气温差的预测

值。

根据 2.2 节的机理分析，确定铜铕与烟气的温差模型的输入变量为：反应塔热风量 x_1 、反应塔富氧浓度 x_2 、装入干矿总量 x_3 、装入物含 Cu 率 x_4 、装入物含 Fe 率 x_5 、装入物含 S 率 x_6 、装入物含 SiO_2 率 x_7 、空气水分率 x_8 。采用三层 BP 神经网络模型结构（输入层神经元 8 个，隐含层神经元 23 个，输出层神经元 1 个）。

铜铕与烟气的温差模型结构如图 3-3 所示，铜铕与烟气的温差模型可以用下式表示：

$$\Delta T = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8) \quad (3-43)$$

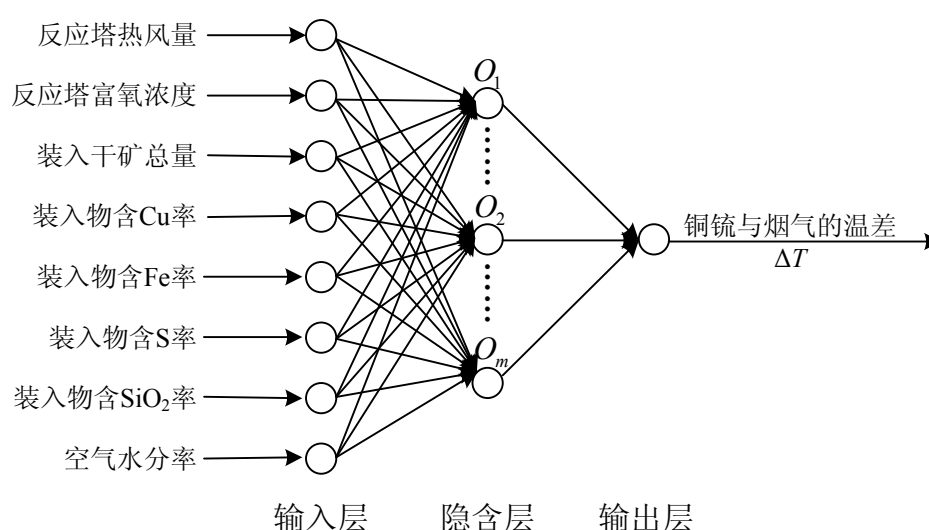


图 3-3 铜铕与烟气的温差神经网络模型结构图

3.2.5 机理模型的仿真研究

选取 50 组工业数据对基于物料平衡与热平衡的机理模型进行验证，三大参数的预测结果如图 3-4、3-5、3-6 所示。

铜铕温度的最大相对误差为 8.05%，平均相对误差为 2.17%；铜铕品位的最大相对误差为 4.72%，平均相对误差为 1.57%；渣中铁硅比的最大相对误差为 11.73%，平均相对误差为 4.34%。由此可以看出，基于物料平衡与热平衡的机理模型基本可以预测出三大参数的变化趋势，但预测值精度不够高，这主要是因为机理模型是基于一些假设条件建立的，且模型中许多参数的取值不够精确。

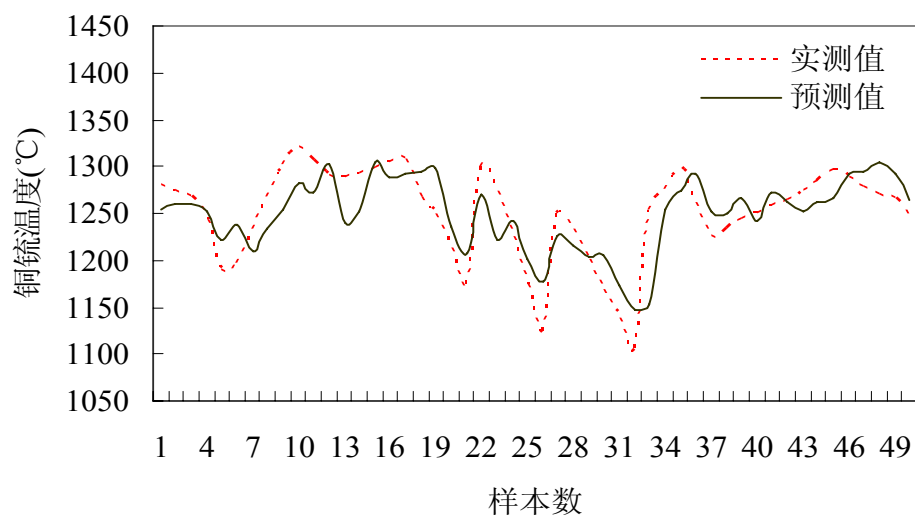


图 3-4 基于机理模型的铜铈温度预测仿真图

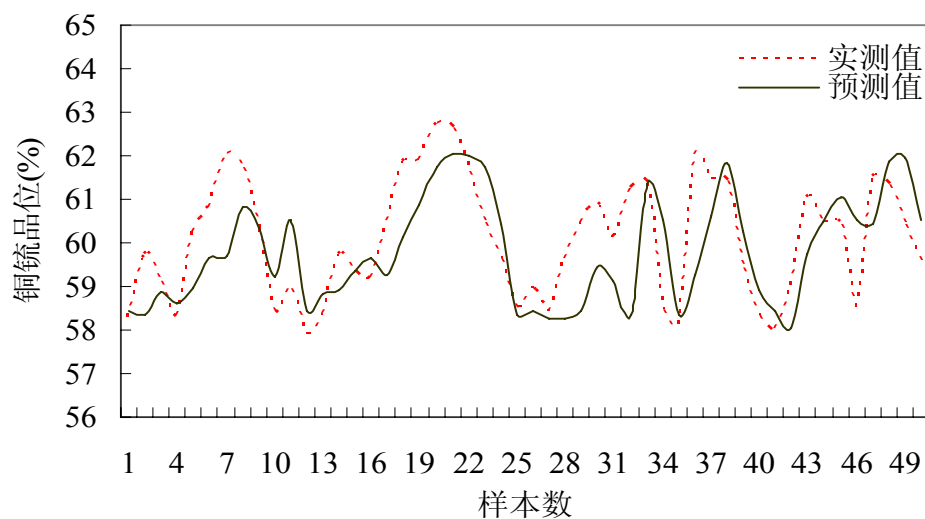


图 3-5 基于机理模型的铜铈品位预测仿真图

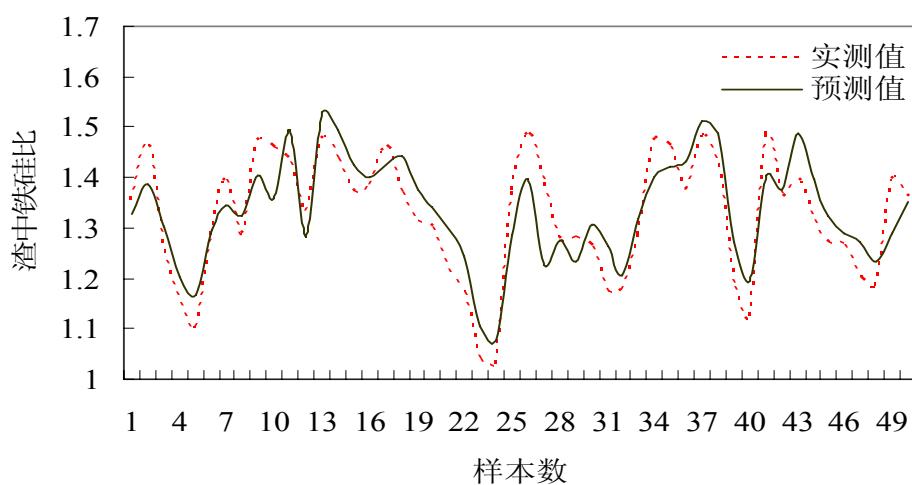


图 3-6 基于机理模型的渣中铁硅比预测仿真图

3.3 模糊神经网络模型

基于模糊神经网络的模型是作为基于物料平衡与热平衡的机理模型的补充。

3.3.1 模糊神经网络的结构设计

模糊神经网络有多种，人们采用较多的是简化的 T-S 模糊神经网络^[50]，其特点是：在系统的模糊规则中，“If”部分是模糊的，而后件“Then”部分是确定的，为各输入变量的线性组合或常量。这里每条模糊规则的结论都是采用常值形式，其简化的一种形式为

R_j : If x_1 is A_1^j and x_2 is A_2^j and $\cdots$ x_n is A_n^j , Then $y_1 = \omega_1^j$ and $y_2 = \omega_2^j$ and $\cdots$ $y_m = \omega_m^j$

其中 x 和 y 是输入、输出变量； ω_k^j 是常值，表示系统第 j 条规则的 k 个输出； A_i^j 也为论域 U_i 上的模糊集合。

模糊神经网络的结构示意图如图 3-7 所示。

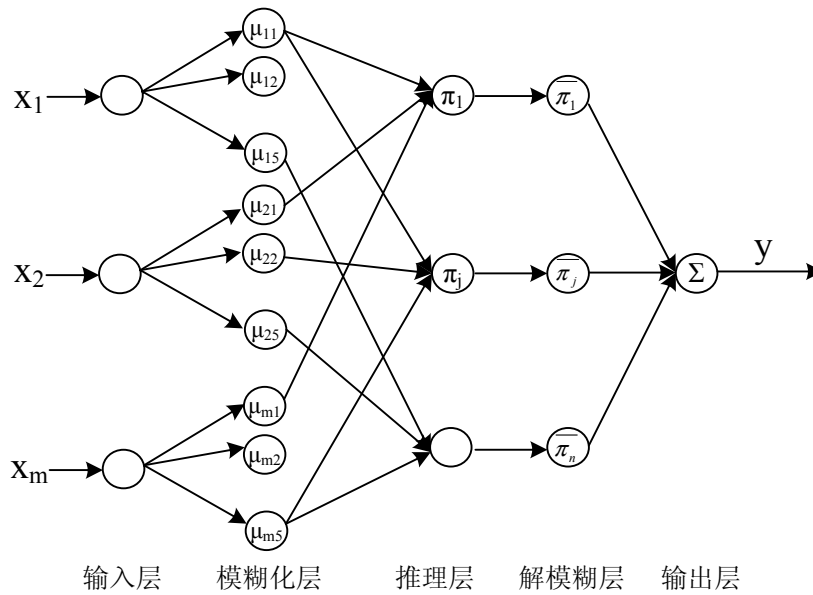


图 3-7 模糊神经网络模型

第 1 层为输入层，该层有 m 个神经元，输入向量 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \cdots, x_m]^T$ 传送到下一层。

第 2 层为模糊化层，设每个输入变量均有 5 个模糊集合，分别为 PB、PS、ZE、NS、NB，则该层共有 $m \times 5$ 个神经元，隶属函数选择为高斯函数，输出为

$$\mu_{ik} = \exp\left(-\frac{(x_i - m_{ik})^2}{\sigma_{ik}^2}\right) \quad (3-44)$$

其中 $i=1, 2, \dots, m$; $k=1, 2, \dots, 5$, 分别表示输入量的维数和模糊集合数。 m_{ik} 和 σ_{ik} 分别表示高斯隶属函数的中心和宽度。

第 3 层为推理层, 该层的神经元个数为 n , 每个神经元代表 1 条模糊规则, 采用 Sum-Product 模糊推理规则, 即

$$\pi_j = \prod_{i=1}^m \mu_{il} \quad (3-45)$$

其中 $j=1, 2, \dots, n$ 表示规则数; $l=1, 2, \dots, 5$ 。

第 4 层为解模糊层, 该层的作用是实现归一化计算, 避免在学习过程中由于各修正量过大而产生振荡。该层的输出可表示为

$$\overline{\pi}_j = \pi_j / \sum_{j=1}^n \pi_j \quad (3-46)$$

第 5 层为输出层, 只有一个神经元。该层采用加权线性求和法, 求出清晰的输出值, 即

$$y = \sum_{j=1}^n \omega_j \overline{\pi}_j \quad (3-47)$$

其中 ω_j 表示解模糊层与输出层之间的连接权值。

由以上 5 层神经元组成的模糊神经网络具有很强的学习能力。

3.3.2 模糊神经网络的算法设计

在模糊神经网络中, 学习的方法有很多种, 因为 BP 算法是一种运算简单、计算效率高的方法, 因此采用 BP 算法, 按照反方向误差修正 ω_j , σ_{ij} , m_{ij} , 从而完成隶属函数的和规则的自我学习和完善。

网络的误差函数 E 为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T (Y - y)^2 \quad (3-48)$$

其中 y 为实际输出, Y 为理想输出, T 为训练样本个数。

输出层权值加权的调节公式为

$$\omega_j(t+1) = \omega_j(t) + \eta \Delta \omega_j + \alpha [\omega_j(t) - \omega_j(t-1)] \quad (3-49)$$

$$\Delta \omega_j = \pi_j (Y - y) / \sum \pi_j \quad (3-50)$$

其中 n 是迭代次数, η 是学习率, α 是冲量系数。此处 η 仍然采用如式(3-40)所示的变学习率。

模糊化层权值加权的调节公式为

$$m_{ij}(t+1) = m_{ij}(t) + \eta \times \Delta m_{ij} + \alpha [m_{ij}(t) - m_{ij}(t-1)] \quad (3-51)$$

$$\sigma_{ij}(t+1) = \sigma_{ij}(t) + \eta \times \Delta \sigma_{ij} + \alpha [\sigma_{ij}(t) - \sigma_{ij}(t-1)] \quad (3-52)$$

$$\Delta m_{ij} = -\frac{\partial E}{\partial m_{ij}} \quad (3-53)$$

$$\Delta \sigma_{ij} = -\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} \quad (3-54)$$

3.3.3 三大参数模糊神经网络模型及其仿真研究

根据机理分析,确定三大参数神经网络模型的输入变量为:反应塔热风量 x_1 、反应塔富氧浓度 x_2 、装入干矿总量 x_3 、装入物含 Cu 率 x_4 、装入物含 Fe 率 x_5 、装入物含 S 率 x_6 、装入物含 SiO_2 率 x_7 、空气水分率 x_8 , 分别建立三大参数的模糊神经网络模型。

铜铈温度模糊神经网络模型:

$$T_m'' = f_1(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8) \quad (3-55)$$

铜铈品位模糊神经网络模型:

$$P_m'' = f_2(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8) \quad (3-56)$$

渣中铁硅比模糊神经网络模型:

$$C_{\text{铁硅}}'' = f_3(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8) \quad (3-57)$$

其中, T_m'' 、 P_m'' 、 $C_{\text{铁硅}}''$ 分别为铜铈温度、铜铈品位、渣中铁硅比的预测结果。

选取 300 组工业数据分别对这三个模糊神经网络进行训练,并选取 50 组数据分别对这三个模型进行验证,三个模型的预测结果如图 3-8、3-9、3-10 所示。

铜铈温度的最大相对误差为 8.85%, 平均相对误差为 2.03%; 铜铈品位的最大相对误差为 4.48%, 平均相对误差为 1.53%; 渣中铁硅比的最大相对误差为 11.74%, 平均相对误差为 4.30%。由图可以看出,当工况较为稳定,三大参数比较接近目标值时,模糊神经网络的预测精度较高;但当工况不稳定时,模糊神经网络的预测精度不太理想。这是因为工况不稳定时,样本的质量和数量都达不到训练的要求,所以才导致模糊神经网络不够精确。

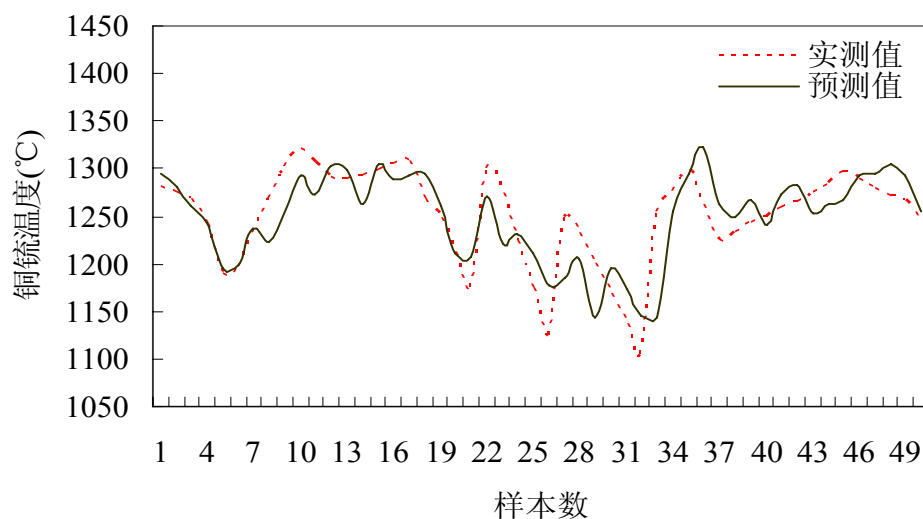


图 3-8 铜硫温度的模糊神经网络模型仿真图

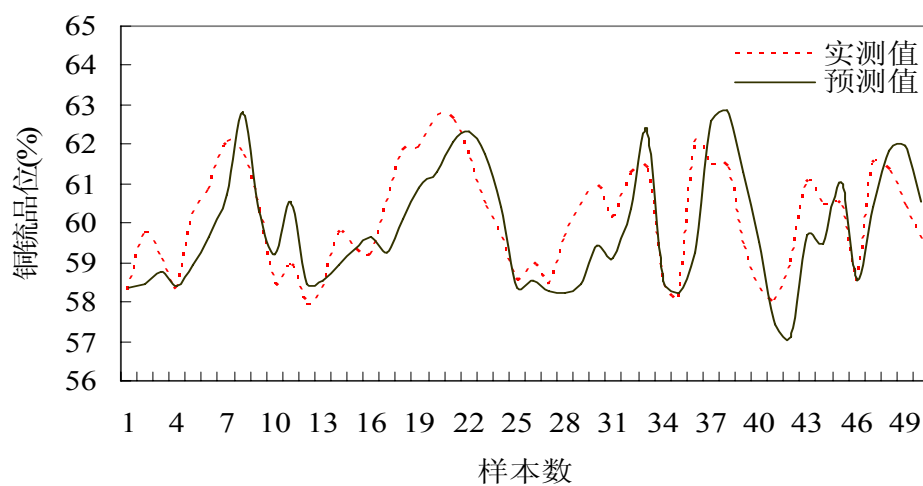


图 3-9 铜硫品位的模糊神经网络模型仿真图

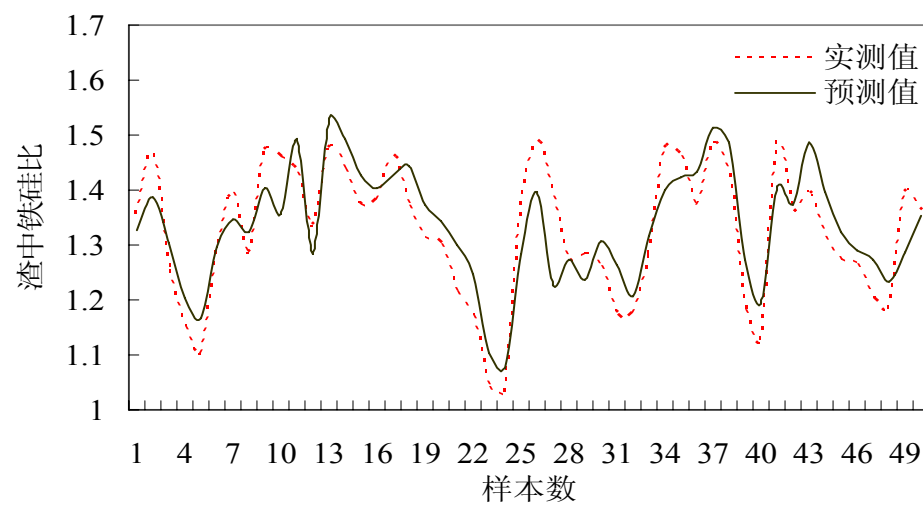


图 3-10 渣中铁硅比的模糊神经网络模型仿真图

3.4 智能集成模型

3.4.1 智能集成模型算法设计

对前两个模型比较研究表明：模糊神经网络模型总体的拟合性好，但由于数据的不完备而导致在工况不稳定时不能正确预测；机理模型误差较大，但在工况不稳定时又比模糊神经网络的预测效果好。为了充分发挥两个模型的优势，弥补彼此的缺陷，设计了一个智能协调器将两个模型的输出进行集成。智能协调器的作用就是通过对输入变量区域的划分与综合，计算每个模型的加权系数^[51]。其基本原理是当生产条件稳定，即样本分布较集中时，模糊神经网络模型所占的权重较大；而工艺状况不稳定，即样本较少时，机理模型所占的权重较大。

首先，依据输入变量的样本集在输入变量取值区间的分布情况确定每个输入变量的加权系数。

设样本数为 N ，定义 U 为模糊神经网络模型某个输入变量 X_i ($i=1, 2, 3$) 的取值区间，将 U 细分为 n 个区间 $\{U_1, U_2, \dots, U_n\}$ ，则每个区间 U_i 的样本数为 N_i 。根据每个区间所含样本数占总样本数的多少，将它们归为 3 类（如图 3-11 所示）：

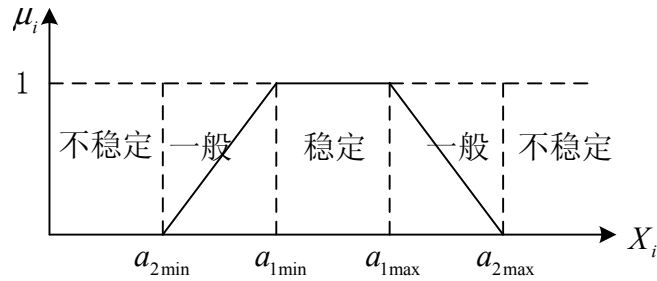


图 3-11 模糊神经网络模型的加权系数

- 1) 若 $N_i/N \geq \varepsilon_{\max}$ ，则生产条件较为稳定；
- 2) 若 $\varepsilon_{\min} < N_i/N < \varepsilon_{\max}$ ，则生产条件稳定性一般；
- 3) 若 $N_i/N \leq \varepsilon_{\min}$ ，则生产条件不稳定， $\varepsilon_{\max}$ 和 $\varepsilon_{\min}$ 是由经验确定的。稳定性较好和稳定性一般时 X_i 的最小、最大值分别为 $a_{1\min}$ ， $a_{1\max}$ ， $a_{2\min}$ ， $a_{2\max}$ ，可以根据生产历史记录得到。

模糊神经网络模型的加权系数为 μ_i ，其函数形式为：

$$\mu_i(x) = \begin{cases} \frac{x-a_{2\min}}{a_{1\min}-a_{2\min}}, & \text{若 } a_{2\min} \leq x < a_{1\min}, \\ 1, & \text{若 } a_{1\min} \leq x \leq a_{1\max}, \\ \frac{x-a_{2\max}}{a_{1\max}-a_{2\max}}, & \text{若 } a_{1\max} < x \leq a_{2\max}, \\ 0, & \text{其它}. \end{cases} \quad (3-58)$$

其次，采用加权平均法计算最终模糊神经网络模型的加权系数：

$$\mu(x) = \frac{\sum_{i=1}^r \mu_i \beta_i}{\sum_{i=1}^r \beta_i} \quad (3-59)$$

其中： μ_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 (3-58) 计算的模糊神经网络模型的加权系数， β_i ($i=1, 2, \dots, r$) 是各变量的加权系数，可以由经验确定。

最后，则智能协调模型的输出结果为

$$T_m = T_m'' \times \mu(x) + T_m' \times (1 - \mu(x)) \quad (3-60)$$

$$P_m = P_m'' \times \mu(x) + P_m' \times (1 - \mu(x)) \quad (3-61)$$

$$C_{\text{铁硅}} = C_{\text{铁硅}}'' \times \mu(x) + C_{\text{铁硅}}' \times (1 - \mu(x)) \quad (3-62)$$

式中， T_m 、 P_m 、 $C_{\text{铁硅}}$ 分别表示铜铈温度、铜铈品位、渣中铁硅比的最终预测结果。

通过这一智能协调器的集成，当生产条件正常、参数变化较小时，模糊神经网络模型占有较大的权重，对保证估计精度起主要作用；当工艺状况不稳定热平衡受到干扰时，基于物料平衡与热平衡的机理模型能够起到补偿作用，提高模型的可靠性。

3.4.2 智能集成模型的仿真研究

选取 50 组工业数据对智能集成模型进行验证，三大参数的预测结果如图 3-12、3-13、3-14 所示。

铜铈温度的最大相对误差为 6.08%，平均相对误差为 1.83%；铜铈品位的最大相对误差为 3.82%，平均相对误差为 1.49%；渣中铁硅比的最大相对误差为 10.90%，平均相对误差为 4.21%。

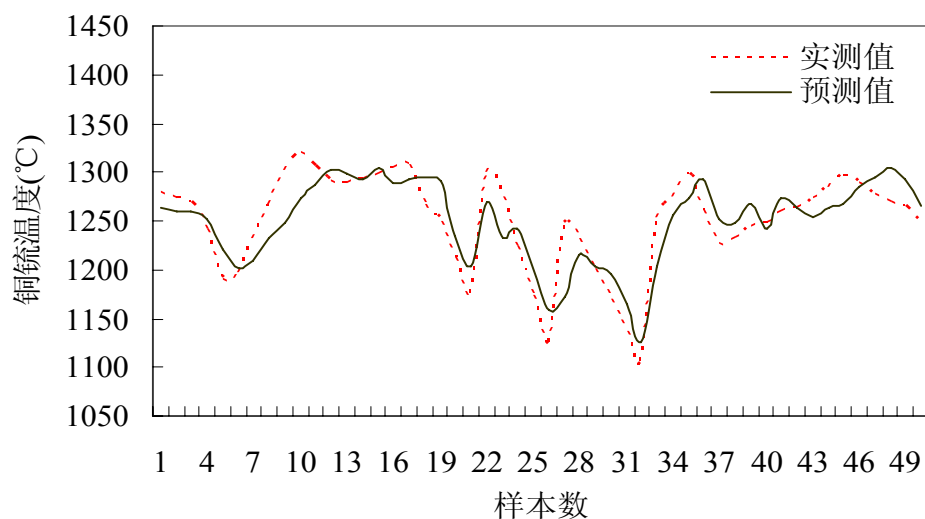


图 3-12 铜钼温度的智能集成模型仿真图

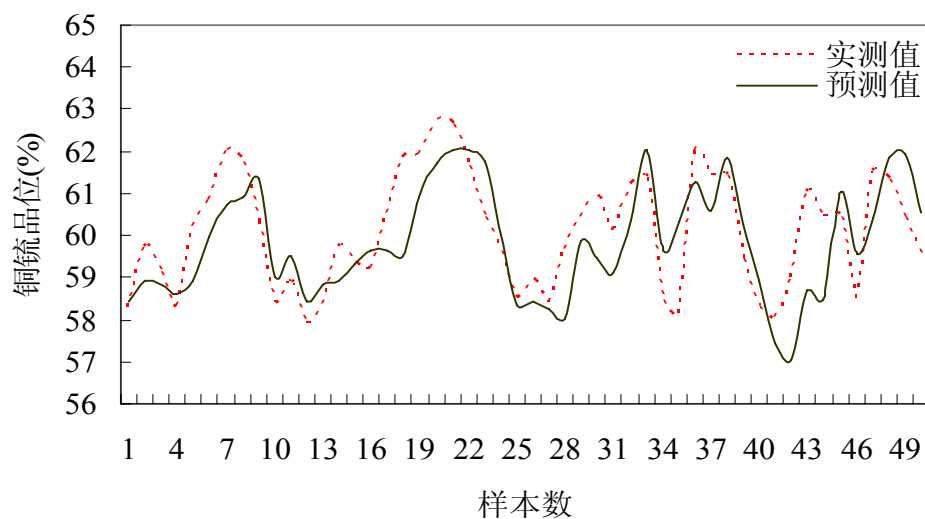


图 3-13 铜钼品位的智能集成模型仿真图

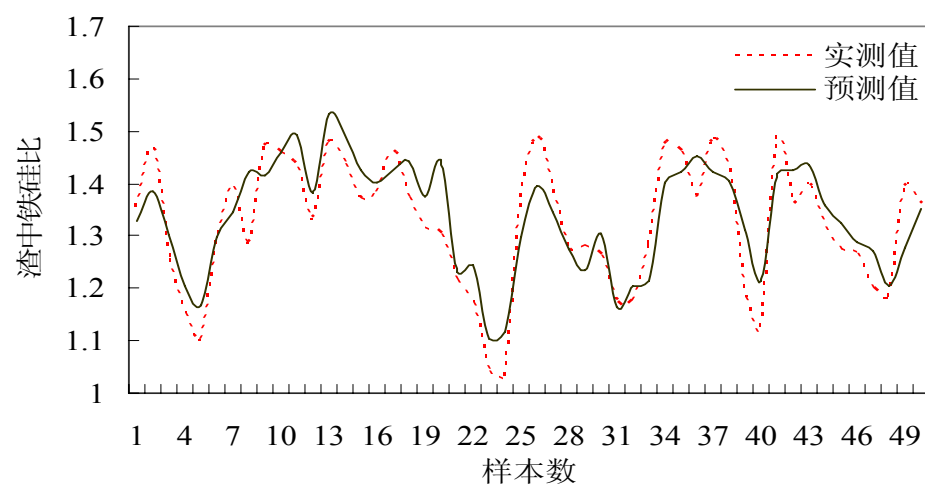


图 3-14 渣中铁硅比的智能集成模型仿真图

由此可以看出,三大参数的预测精度与单独采用机理模型或模糊神经网络模型相比有了很大的提高,尤其在生产条件波动较大时,预测值也能较准确地反映三大参数的变化。因此,该智能集成模型能够反映三大参数的变化趋势。

3.5 小结

铜闪速熔炼过程是一个典型的复杂工业过程,由于闪速熔炼过程中存在大量的不确定性因素,因此给过程模型化带来了巨大的困难。本章采用对基于物料平衡与热平衡的机理模型和基于实际工业运行数据的模糊神经网络模型进行智能集成的方法建立了铜闪速熔炼过程模型,对三大参数进行预测。该模型充分利用了两者的优点,解决了传统单一机理建模方法或单一智能建模方法适应能力差,实际运行效果不理想的问题。从工业数据的验证结果可以看出,该模型取得了较好的效果,在一定程度上提高了三大参数的预测精度,对工业操作具有指导作用。

第四章 铜闪速熔炼过程的优化控制

铜闪速熔炼优化控制的基本思想是在技术可行的基础上，以闪速熔炼综合工况的稳定为控制目标，采用某种优化控制方法寻找最优的操作参数，即寻找热风、氧气、重油的最优加入量（氧气是指制氧站提供的浓度较高的纯氧；热风是指制氧站的氧气与空气混合后鼓入反应塔内的气体）。由于富氧工艺的采用，闪速炉已经能够实现自热熔炼，因此所需加入的重油量为零，此处仅讨论加入热风与氧气的最优值。

4.1 优化控制方案

铜闪速熔炼过程是一个典型的大滞后、时变、强非线性、强耦合特性的多输入多输出复杂工业过程，用传统的方法无法解决其优化控制问题，为此本文提出了集成建模方法和智能优化算法，实现了铜闪速熔炼过程的智能优化控制，其结构如图 4-1 所示。

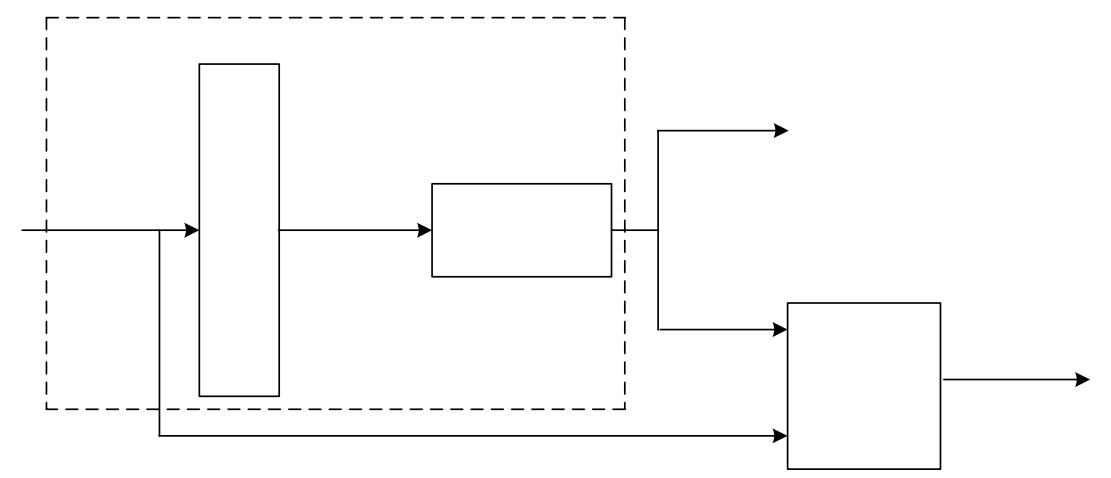


图 4-1 铜闪速熔炼过程优化控制方案结构图

铜闪速熔炼过程的综合工况主要通过铜钼温度(T_m)、铜钼品位(P_m)、渣中铁硅比($C_{\text{铁硅}}$)反映出来。而三大参数的测量有较大的滞后，无法实时获得。因此，本文利用上一章中的闪速熔炼过程模型获得三大参数的预测值，然后根据工况判断模型判断当前的综合工况（优、良、中、差）：如果非优，则进行操作参数的优化；如果为优，则继续保持当前操作参数不变。

4.2 工况判断模型

从三大参数不能直观地反映闪速熔炼过程的综合工况，因此引入综合工况指数的概念，它可以直观地反映出闪速熔炼过程整体工况的好坏^[52]。

定义 闪速熔炼过程综合工况指数为 S ，它反映出整个闪速熔炼过程的综合工况，用

$$S = \alpha_1 \left(\frac{T_m - 1225}{1225} \right)^2 + \alpha_2 \left(\frac{P_m - 0.58}{0.58} \right)^2 + \alpha_3 \left(\frac{C_{\text{铁硅}} - 1.3}{1.3} \right)^2 \quad (4-1)$$

来表示。 T_m 、 P_m 、 $C_{\text{铁硅}}$ 分别表示铜钼温度、铜钼品位、渣中铁硅比的预测值；1225、0.58、1.3 分别为铜钼温度、铜钼品位、渣中铁硅比的目标值；式中 α_i ($i=1,2,3$) 分别为铜钼温度、铜钼品位、渣中铁硅比对综合工况指数的影响因子，其大小由历史专家经验确定，约束条件为：

$$\sum_{i=1}^3 \alpha_i = 1 \quad (4-2)$$

根据计算获得的 S 值，结合表 4-1 可将综合工况指数分为：优、良、中、差四个区间。如果当前的综合工况指数落在“优”区间，则保持当前的操作参数；如果当前的综合工况指数落在“非优”区间，则调用操作参数优化模型，给出操作优化指导。

表 4-1 综合工况判断表

S	$0 \sim a_1$	$a_1 \sim a_2$	$a_2 \sim a_3$	$S > a_3$
综合工况	优	良	中	差

其中 a_1 、 a_2 、 a_3 均为常数。

4.3 操作参数优化模型

操作参数优化模型是以闪速熔炼综合工况的稳定为控制目标，因此优化模型的目标函数为：

$$\min f(X) = \min(S) \quad (4-3)$$

约束条件有

1) 闪速熔炼工艺对三大参数的约束。

$$\begin{cases} 1100^{\circ}\text{C} < T_m < 1300^{\circ}\text{C} \\ 0.55 < P_m < 0.62 \\ 1.1 < C_{\text{铁硅}} < 1.3 \end{cases} \quad (4-4)$$

其中, T_m 、 P_m 、 $C_{\text{铁硅}}$ 分别为上一章中闪速熔炼过程模型得到的铜铈温度、铜铈品位、渣中铁硅比的预测值。

2) 操作参数的约束。

$$\begin{cases} 0 < G_{\text{氧}} < 16000 \text{ m}^3/\text{h} \\ G_{\text{氧}} < G_{\text{风}} < 58000 \text{ m}^3/\text{h} \end{cases} \quad (4-5)$$

其中, $G_{\text{氧}}$ 、 $G_{\text{风}}$ 分别为反应塔氧气量、反应塔热风风量;
16000 为制氧站最大供氧量; 58000 为鼓风机最大鼓风量。

3 反应塔内工艺风富氧浓度的约束。

$$f_{\min} < f < f_{\max} \quad (4-7)$$

其中, 富氧浓度:

$$f = \frac{G_{\text{风}} \times 21\% + G_{\text{氧}} \times \theta_{\text{氧}}}{G_{\text{风}}} \quad (4-8)$$

式中 $\theta_{\text{氧}}$ 为制氧站氧气浓度。

本文采用内点罚函数法来处理约束问题。令 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2\}$ 分别为反应塔氧气量 x_1 、反应塔热风风量 x_2 , 则优化模型可转化为:

$$\begin{aligned} & \min f(\mathbf{X}) \\ & \text{s.t.} \quad \begin{cases} g_1(\mathbf{X}) = 1100 - T_m < 0 \\ g_2(\mathbf{X}) = T_m - 1300 < 0 \\ g_3(\mathbf{X}) = 0.55 - P_m < 0 \\ g_4(\mathbf{X}) = P_m - 0.62 < 0 \\ g_5(\mathbf{X}) = 1.1 - C_{\text{铁硅}} < 0 \\ g_6(\mathbf{X}) = C_{\text{铁硅}} - 1.3 < 0 \\ g_7(\mathbf{X}) = f_{\min} - f < 0 \\ g_8(\mathbf{X}) = f - f_{\max} < 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4-9)$$

在所有的目标约束条件中并非所有的指标处于同样重要的地位, 为了反应各种约束对熔炼过程影响程度, 在构造罚函数的时候加入作用因子 λ_v , $v=1, 2, \dots, 8$, 取值为:

$$\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \lambda_4 = \lambda_5 = \lambda_6 = 1, \lambda_7 = \lambda_8 = 0.5$$

由此得到闪速熔炼过程优化控制内点罚函数形式如式(4-10)所示:

$$\phi(X, m^{(k)}) = f(X) - m^{(k)} \sum_{v=1}^8 \lambda_v \frac{1}{g_v(X)} \quad (4-10)$$

式中 m 为惩罚因子变量, 满足 $m^{(0)} > m^{(1)} > m^{(2)} > \dots$, $\lim_{k \rightarrow \infty} m^{(k)} = 0$, 式中 $x_1 \in (0, 16000)$, $x_2 \in (0, 58000)$ 。

为了得到综合工况稳定时的最优操作参数, 可以建立基于机理的决策模型, 求出所需的氧气量与热风量。但是基于机理的决策模型的建立是基于一定的假设条件的, 而这些假设条件与实际情况存在一定差距, 导致了基于机理的决策模型与实际系统的偏差; 此外, 基于机理的决策模型中许多参数取为常数或经验值, 更加难以保证该决策模型的精确性。

此外, 也可以从历史工况数据中找出工况较为稳定时的操作参数, 建立操作优化样本库, 将实际工况参数与操作参数存入样本库中。当进行操作参数优化时, 可通过智能优化算法从操作优化样本库中搜索与当前工况最相似的样本, 将其操作参数作为优化的操作参数输出。但是, 工况越不稳定时, 其操作优化的样本数就会越少, 因此智能优化算法搜索到的数据可能会与当前工况有较大的出入, 无法保证得到的操作参数是最优的。

因此, 本文采用智能集成策略, 将基于机理的决策模型与智能优化模型相结合, 建立如图 4-2 所示的操作参数优化模型, 它可以结合两个模型的优点, 弥补各自的缺陷。

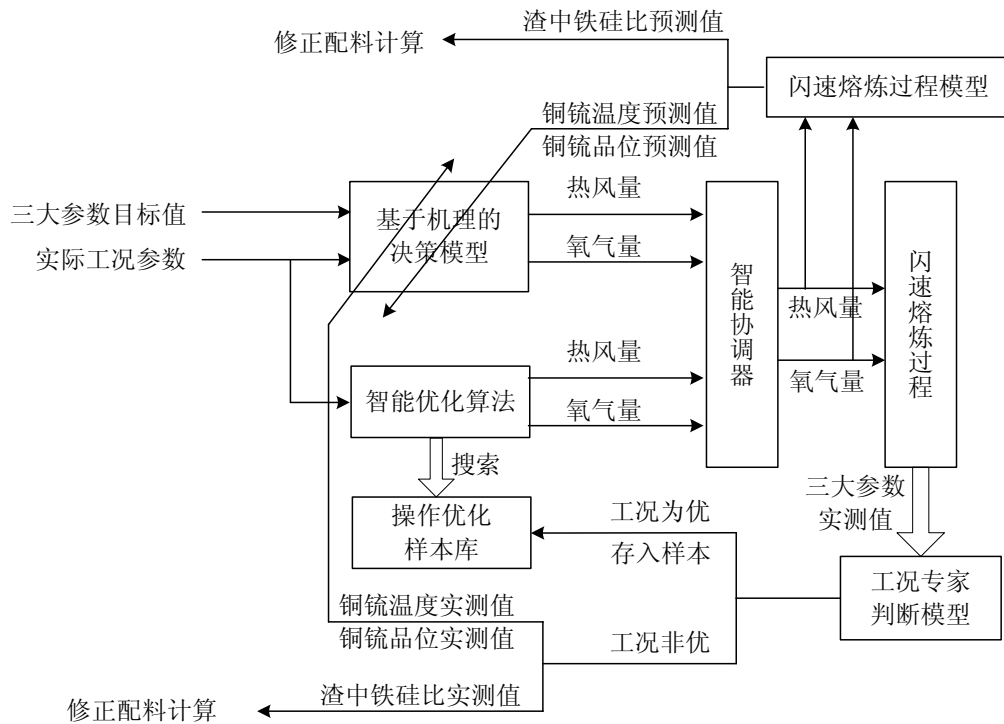


图 4-2 操作参数优化模型结构图

该模型利用基于机理的决策模型和智能优化模型对操作参数分别进行优化,再通过一个智能协调器对两组优化结果进行集成,得到最终操作参数的优化结果。该优化结果一方面输出到闪速熔炼过程模型,对三大参数进行预测,用三大参数的预测值对基于机理的决策模型进行实时修正;另一方面输出到闪速熔炼控制系统,经过闪速熔炼过程以后,利用工况判断模型对三大参数的实测值进行判断:若当前综合工况为优,则将当前的工况参数与操作参数存入操作优化样本库;若当前工况非优,则用三大参数的实测值对基于机理的决策模型进行反馈修正。

4.3.1 基于机理的决策模型

1 闪速熔炼过程所需总氧量计算

由于富氧技术的采用,闪速炉已实现自热熔炼,不需要加入重油作为燃料,而仅利用硫化物精矿本身的氧化还原反应热即可完成熔炼过程。因此,闪速熔炼过程所必需的氧气量为装入物料中的 S 和 Fe 氧化所需的氧气量。

那么精矿必需的氧气量 A_{ore} 为:

$$A_{ore} = \frac{(22.4\delta_s/32.06 + 22.4\delta_o/32) \times 10^3}{0.21 \times \eta_{\text{氧}}} + \Delta V \quad (4-11)$$

其中, d_s 为排烟中的 S 量, d_o 为化学反应需要的氧量,均可由 3.2.1 节的物料平衡模型可以计算得到, $\eta_{\text{氧}}$ 为反应塔氧效率(%), ΔV 为反应塔氧气修正项:

$$\Delta V = \alpha(W_c + W_s)^2 \quad (4-12)$$

α 为放大系数, W_c 为装入干矿量设定值, W_s 为装入烟灰量设定值。

2 反应塔热平衡

热收入项的计算:

1) 由于被氧化的 S 全部进入烟气中, 因此

$$Q_{S\text{燃烧热}} = \delta_s \times Q_{S\text{氧化热}} \quad (4-13)$$

其中: d_s 表示排烟中的 S 量, 即 3.2.1 节中物料平衡计算得到的 X_9 ;

$Q_{S\text{氧化热}}$ 表示 $S + O_2 = SO_2$ 的反应热 (J/kg)。

$$2) Q_{FeO\text{生成热}} = d_{Fe} \times Q_{Fe\text{氧化热}} \quad (4-14)$$

其中: d_{Fe} 表示渣中 FeO 的 Fe 含量;

$Q_{Fe\text{氧化热}}$ 表示 $2Fe + O_2 = 2FeO$ 的反应热。

$$3) Q_{Fe_3O_4\text{生成热}} = (d_{Fe1} + d_{Fe2} + d_{Fe3} + d_{Fe4} + d_{Fe5}) \times Q_{Fe_3O_4\text{反应热}} \quad (4-15)$$

其中: d_{Fe1} 为铜铈中 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe2} 为渣中 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe3} 为产出锅炉烟灰粉 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe4} 为产出锅炉烟灰块 Fe_3O_4 的 Fe 含量;

d_{Fe5} 为产出电收尘烟灰 Fe_3O_4 的 Fe 含量。

CuSO_4 生成热、 FeSO_4 生成热以及 Fe_3O_4 生成热类似。

$$4) Q_{\text{分解热}} = - (Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6 + Q_7 + Q_8 + Q_9 + Q_{10}) \quad (4-16)$$

其中: Q_1 为精矿分解热;

Q_2 为渣精矿分解热;

Q_3 为不定物料分解热;

Q_4 为硅酸矿分解热;

Q_5 为转炉烟灰分解热;

Q_6 为转炉锅炉烟灰分解热;

Q_7 为装入锅炉烟灰分解热;

Q_8 为装入电收尘烟灰分解热;

Q_9 为产出烟灰 Cu_2S 变成 CuSO_4 的分解热;

Q_{10} 为产出物 FeS 变成 FeO 、 Fe_3O_4 、 FeSO_4 的分解热。

$$5) Q_{\text{装入物带入热}} = [G_0 \times C_1 + (G_1 + G_2 + G_3 + G_4) \times w_{\text{装入}}] \times (T_1 - T) \quad (4-17)$$

其中: G_0 为装入量合计;

C_1 为装入物比热;

$w_{\text{装入}}$ 为装入物水分率;

T_1 为装入物温度;

T 为基准温度。

$$6) Q_{\text{反应塔重油燃烧热}} = G_6 \times [C_2 \times (T_2 - T) + Q_{\text{重油发热量}}] \quad (4-18)$$

其中: G_6 为反应塔重油量;

C_2 为重油比热;

T_2 为重油温度。

$$7) Q_{\text{反应塔热风带入热}} = Q_{\text{反应塔空气带入热}} + Q_{\text{反应塔一次风带入热}} + Q_{\text{氧气带入热}} \quad (4-19)$$

其中: $Q_{\text{反应塔空气带入热}} = (A_{\text{ore}} - G_{\text{氧}}) \times C_{\text{空气单位热量}} \times 10^{-3}$;

$Q_{\text{反应塔一次风带入热}} = G_{\text{一次风}} / (1 + w_{\text{空气}}) \times C_{\text{一次风单位热量}} \times 10^{-3}$, $w_{\text{空气}}$ 为空气水分率;

$Q_{\text{氧气带入热}} = G_{\text{氧}} \times C_{\text{氧气单位热量}} \times 10^{-3}$;

$G_{\text{氧}}$ 为待求的氧气量。

热支出项的计算:

$$1) Q_{\text{铜铈储存热}} = G_{\text{铜铈量}} \times C_{\text{铜铈单位热量}} \quad (4-20)$$

其中: $C_{\text{铜铈单位热量}} = a \times (T_{\text{m目}} + \Delta T_G) + b - (c + d \times (T_{\text{m目}} + \Delta T_G)) \times P_{\text{m目}} \times 100$,

$T_{\text{m目}}$ 为铜铈温度目标值 1225°C ; $P_{\text{m目}}$ 为铜铈品位目标值 0.58 ; ΔT_G 为铜铈

温度反馈修正项； a 、 b 、 c 、 d 为计算系数，由经验确定。

$$2) Q_{\text{渣储存热}} = G_{\text{渣量}} \times C_{\text{渣单位热量}} \quad (4-21)$$

其中： $C_{\text{渣单位热量}} = e(T_{\text{m目}} + \Delta T_G) + f$ ， e 、 f 为计算系数，由经验确定。

$$3) Q_{\text{反应塔排气带走热}} = G_{\text{SO}_2} \times C_{\text{SO}_2} + G_{\text{N}_2} \times C_{\text{N}_2} + G_{\text{CO}_2} \times C_{\text{CO}_2} + G_{\text{H}_2\text{O}} \times C_{\text{H}_2\text{O}} \quad (4-22)$$

其中： G 为各气体的分量；

C 为各气体的单位热量。

$$C = \frac{(A \times (T_{\text{m目}} + \Delta T_G) + B \times (T_{\text{m目}} + \Delta T_G)^2 \times 10^{-3} + C / (T_{\text{m目}} + \Delta T_G) \times 10^5 + D)}{22.4} \quad (4-23)$$

其中： A 、 B 、 C 、 D 为计算系数，由经验确定。

$$4) Q_{\text{烟灰储存热}} = (G_{\text{产出锅炉烟灰粉量}} + G_{\text{产出锅炉烟灰块量}} + G_{\text{产出电收尘烟灰量}} + G_{\text{排烟中其它量}}) \times C_{\text{烟灰单位热量}} \quad (4-24)$$

其中： $C_{\text{烟灰单位热量}} = E \times (T_{\text{m目}} + \Delta T_G) + F$ ， E 、 F 为计算系数，由经验确定。

$$5) Q_{\text{水分蒸发热}} = (G_2 + G_3 + G_4 + G_5) \times w_{\text{装入}} \times (Q_{\text{水蒸发热}} + Q_{\text{饱和水热焓}} - Q_{\text{装入水热焓}}) \quad (4-25)$$

$$6) Q_{\text{反应塔散热}} = s \quad (4-26)$$

其中 s 为常数，由经验公式确定。

通过式 3-15 建立热平衡方程，可以求得所需氧气量 $G_{\text{氧}}'$ 。那么所需热风

$$G_{\text{风}}' = (A_{\text{ore}} - G_{\text{氧}}') / 0.21 \times (1 + \omega_{\text{空气}}) + G_{\text{氧}}' \quad (4-27)$$

3 基于机理的决策模型的修正

基于机理的决策模型需要以铜钼温度、铜钼品位和渣中铁硅比的实测值作为反馈，来对其进行修正。但由于对三大参数的检测滞后熔炼过程一个小时以上，且检测时间间隔不固定，难以起到及时反馈修正的作用。因此，本文利用第三章中的闪速熔炼过程模型，对三大参数进行预测，用其预测值代替实测值，对基于机理的决策模型进行实时的反馈修正。当得到三大参数的实测值时，若经工况判断模型判断出工况非优，则同样对基于机理的决策模型进行修正，修正方法与预测值修正的方法类似。由于两次反馈修正在时间上相隔一个小时以上，因此不会发生冲突。

① 铜钼温度

$$E_T = T_m - T_{\text{m目}} \quad (4-28)$$

其中， E_T 为铜钼温度预测值与目标值的偏差。那么，

$$\Delta T_G = \begin{cases} \Delta T_G' - \Delta t_1, & E_T \geq \Delta t_0 \\ \Delta T_G' + \Delta t_1, & E_T \leq -\Delta t_0 \\ \Delta T_G', & -\Delta t_0 < E_T < \Delta t_0 \end{cases} \quad (4-29)$$

$\Delta T_G'$ 为上一次计算得到的 ΔT_G ; Δt_0 、 Δt_1 均为常数。

② 铜铈品位

$$E_p = P_m - P_{m目} \quad (4-30)$$

其中, E_p 为铜铈品位预测值与目标值的偏差。那么, 铜铈品位反馈修正项

$$\Delta V_m = \begin{cases} \Delta V_m' + \alpha_p \times E_p, & E_p \geq \Delta A \\ \Delta V_m', & E_p < \Delta A \end{cases} \quad (4-31)$$

其中, $\Delta V_m'$ 为上一次计算得到的 ΔV_m , α_p 由下式计算得到:

$$\alpha_p = r \times (a_0 + a_1 \times W_C + a_2 \times \theta_{Cu} + a_3 \times \theta_S + a_4 \times \theta_{Fe} + a_5 \times \theta_{SiO_2}) \quad (4-32)$$

式中 a_m 为相当于每变化 1% 的铜铈品位对应的反应塔氧气修正量; W_C 为装入干矿量设定值; r 为放大系数; θ_{Cu} 、 θ_S 、 θ_{Fe} 、 θ_{SiO_2} 分别为干矿中 Cu、S、Fe、 SiO_2 的含量, a_0 、 a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 、 a_5 均为回归系数 (取规定值)。

那么式 4-12 变为:

$$\Delta V = \alpha (W_C + W_S)^2 + \Delta V_m \quad (4-33)$$

③ 渣中铁硅比

$$E_C = C_{铁硅} - C_{铁硅目} \quad (4-34)$$

其中, E_C 为渣中铁硅比预测值与目标值的偏差, 用于修正配料计算时的石英配比。

4.3.2 智能优化算法

在图 4-2 所示的操作优化样本库中保存有大量的各种不同炉料及工况参数情况下的优化操作参数, 事实上相当于保存了历史上大量的优化操作专家经验。智能优化算法的基本思想就是利用一种智能的搜索策略, 从操作优化样本库中搜索与当前工况最相似的数据, 将其操作参数作为优化的操作参数输出。但是, 优化样本数据库数据量很大, 如果直接采用普通的搜索方法速度很慢, 因此先采用聚类算法将优化样本空间范围缩小, 再采用其它搜索算法进行搜索, 可以有效地加快搜索速度。

本文在文献[53]的基础上加以改进, 提出了一种模糊 C 均值聚类混沌伪并行遗传算法。首先采用模糊 C 均值聚类方法对操作优化样本进行聚类, 将优化样本分为 10 大类。再计算现场数据样本与 10 个聚类类中心的相似系数, 计算得到

的相似系数反映出各类历史典型工况数据与当前工况相接近程度。在相似系数最大的类中，将隶属度大于 δ 的优化样本作为混沌伪并行遗传优化算法的初始群体。然后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。为防止伪并行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，提高伪并行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。

1 模糊 C 均值聚类算法 (FCM) [54]

聚类分析是在无法预知样本的类别时，根据样本间的距离或一定的相似性准则来自动进行分类的一种方法。聚类分析按照划分的结果不同分为硬聚类和软聚类，其中硬聚类指不同聚类间的界限是明显的；软聚类（基本上是指模糊聚类）的每个输入样本可能以不同的隶属函数或概率属于一个或多个聚类，隶属函数或概率是由输入样本和聚类中心的关系表示的 0~1 的值，该输入与所有分类的关系值总和为 1。由于大多数化工过程的变量往往很难找到明显的分类，因而限制了聚类方法的应用，而模糊聚类方法克服了这方面的不足，它给出了每个样本隶属于某个聚类的隶属度，其中模糊 C 均值聚类算法 (FCM) 是模糊聚类方法中非常有效的一种^[55]。

FCM 方法是由 Bezdek^[56]于 1981 年提出的，它是目前广泛采用的一种聚类方法。考虑一个样本集合 $\mathbf{X}=[x_{ij}]$ ， $i=1, 2, \dots, n$ ， $j=1, 2, \dots, k$ ，其中 i 代表所含的样本数， j 代表每个样本中所含的变量数。此集合也可以表示为 $\mathbf{X}=\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n\}$ ，其中 $\mathbf{x}_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]$ ， $i=1, 2, \dots, n$ 。将此集合依据一定的准则用模糊聚类的方法分成 c 个模糊子集，这里的 c 是指一给定的聚类数，所用的准则一般是优化一个用来表征聚类的性能指标的目标函数。模糊聚类的结果可用隶属度矩阵 $\mathbf{U}$ 来表示：

$$\mathbf{U}=[u_{ij}]_{i=1 \dots c, j=1 \dots n}=\{U_i | i=1, 2, \dots, c\} \quad (4-35)$$

其中： $U_i=[u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in}]$ ， $i=1, 2, \dots, c$ 。 u_{ij} 的值在 [0,1] 之间，表示样本集合中的元素 x_j 属于第 i 个聚类的程度，同时 u_{ij} 还必须满足：

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 & j = 1, 2, \dots, n \\ 0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n & i = 1, 2, \dots, c \end{cases} \quad (4-36)$$

FCM 算法的目标函数一般为如下形式：

$$J(u_{ij}, v_k) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^{m'} \|x_j - v_j\|^2, \quad m' > 1 \quad (4-37)$$

式中 m' 为影响隶属度矩阵模糊化程度的指数权重。

求解式(4-37)的极小化问题，可得如下解：

$$v_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^{m'}} \sum_{j=1}^n (u_{ij})^{m'} x_j, \quad i=1, 2 \cdots c \quad (4-38)$$

$$u_{ij} = \frac{\left(1/\|x_j - v_i\|^2\right)^{\frac{1}{m'-1}}}{\sum_{k=1}^c \left(1/\|x_j - v_k\|^2\right)^{\frac{1}{m'-1}}}, \quad i=1, 2 \cdots c, j=1, 2 \cdots n \quad (4-39)$$

式(4-38)、(4-39)无解析解，FCM 算法提供了一种迭代算法来近似地得到目标函数的最优值，其算法描述如下：

Step 1: 选择聚类数 $c(2 \leq c \leq n)$ 和指数权重 $m' (1 < m' < \infty)$ ；初始化隶属度矩阵 $U^{(0)}$ 并且设定停止准则 ε ；设迭代指数 L 为 0。

Step 2: 通过 $U^{(L)}$ 和式(4-38)计算模糊聚类中心： $\{v_i^{(L)} | i=1, 2 \cdots c\}$ 。

Step 3: 通过 $\{v_i^{(L)} | i=1, 2 \cdots c\}$ 和式(4-39)计算新的隶属度矩阵 $U^{(L+1)}$ 。

Step 4: 计算 $\Delta = \|U^{(L+1)} - U^{(L)}\| = \max_{i,j} |u_{ij}^{(L+1)} - u_{ij}^{(L)}|$ 。若 $\Delta > \varepsilon$ ，则令 $L=L+1$ 并返回 Step 2；若 $\Delta \leq \varepsilon$ ，则停止迭代。

当算法收敛时，就得到了各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度值，从而完成了模糊聚类划分。

2 混沌伪并行遗传算法

遗传算法（GA）是一种启发式蒙特卡洛反演方法，最早是由美国 Michigan 大学的 John Holland 教授提出的。它通过模拟自然界中的生命进化过程，有指导地而不是盲目地进行随机搜索，适用于在人工系统中解决复杂特定目标的非线性反演问题。遗传算法作为一种仿生计算模型，通过种群的更新与迭代来搜索全局最优解，与其它优化算法相比，对于复杂的工程问题求解具有较强的鲁棒性；仅利用目标函数取值信息，无需诸如梯度及其它辅助信息，适合于大规模、高度非线性及无解析表达式的目标函数优化问题；搜索能力强，从理论上证明可以完全收敛于全局最优解；采用群体搜索，具有良好的并行性；采用随机化算子而不是严格的确定性运算，可以直接逼近非线性、多约束、多目标优化问题的求解目标。

在遗传算法的应用过程中，一个比较突出的问题是它容易产生早熟现象，这将严重地影响遗传算法的应用效果。另一方面为提高遗传算法运算速度而引入的并行遗传算法，除了能提高运算速度外，也有维持群体多样性的能力，从而有可能抑制早熟现象的发生，但并行遗传算法却一般要运行在并行机或局域网上。文献[57]提出了一种伪并行遗传算法，将群体划分为一些子群体，各子群体按一定

的模式分别进行独立进化,在适当的时候,某一些子群体之间交换一些信息。这样可以维持群体的多样性,从而达到抑制早熟现象的效果。由于这些子群体并未在不同的处理机上独立进化,仍是在单个处理机上串行地执行,故称其为伪并行遗传算法。

尽管遗传算法具有上述诸多优点,但同时也存在着不足,限制了在实际过程控制中的应用:遗传算法建立在随机不确定规则基础上,揭示了作为一种新的搜索优化方法的计算机理,其计算性能取决于一系列参数选择与算子设计,算法能保证以概率 1 收敛于问题的全局最优解,只有在统计意义下才是正确的。具体应用到实际的优化问题时,往往存在计算效率低,常陷入局部最优解的缺点。特别是当问题的难度与规模加大时,计算时间会成倍地增加。而且遗传算法存在着群体中最好的染色体的丢失、进化过程的过早收敛等缺陷。

混沌(Chaos)是存在于非线性系统中的一种较为普遍的现象,混沌并不是一片混乱,其行为复杂且类似随机,但存在精致的内在规律性。混沌的发现,对科学的发展具有空前深远的影响。近年来,混沌控制、混沌同步和混沌神经网络受到了广泛关注,并展现出诱人的应用与发展前景。混沌具有其独特性质:随机性,即混沌具有类似随机变量的杂乱表现;遍历性,即混沌能够不重复地历经一定范围内的所有状态;规律性,即混沌是由确定性的迭代式产生的。介于确定性和随机性之间,混沌具有丰富的时空动态,系统动态的演变可导致吸引子的转移。最重要的是,混沌的遍历性特点可作为搜索过程中避免陷入局部极小的一种优化机制,这与模拟退火的概率性劣向转移和禁忌搜索的禁忌表检验存在明显的区别。混沌已成为一种新颖的优化技术,并受到广泛重视和大量研究。

混沌优化过程分两个阶段进行:首先,在变量的取值范围内依次遍历经过的各点,接受较好点作为最优点;然后,以当前最优点为中心,附加一混沌小扰动,进行细搜索寻找最优点。混沌优化的遍历性可以使优化算法跳出局部最优解,防止算法过早收敛;但混沌优化具有搜索的盲目性和大范围内的不收敛性限制了其应用。

近年来许多学者对混沌和遗传算法的结合进行了研究。文献[58]把混沌变量加载于的变量群体中,利用混沌变量对子代群体进行微小扰动,并随着搜索过程的进行逐渐调整扰动幅度来实现优化。文献[59]采用帐篷映射生成的序列经简单映射后利用高斯函数来决定交叉位置,然后用产生的序列对种群进行变异。文献[60,61]先用得到适应值较大的部分个体,然后在这些个体的邻域内进行混沌优化或变尺度混沌优化。

本文利用混沌优化的遍历性和伪并行遗传算法优化的反演性,提出了一种混沌伪并行遗传算法,其基本思想是将混沌状态引入到优化变量中,并把混沌运动

的遍历范围“放大”到优化变量的取值范围，然后把得到的混沌变量进行编码，表示成“染色体”，将它们置于问题的“环境”中，根据“适者生存”的原则，对其进行选择、复制、交叉、变异，然后对各个混沌变量附加一混沌小扰动，通过一代一代地不断进化，最后收敛到一个最适合环境的个体上，求得问题的最优解。结合混沌优化与伪并行遗传算法的混沌遗传优化算法具有全局搜索、并行性、高效性的特点。

3 模糊 C 均值聚类混沌伪并行遗传算法

模糊 C 均值聚类混沌伪并行遗传算法具体步骤如下：

设定惩罚因子的初值 $m^{(0)}=1$ 。

Step 1: 建立样本库

建立闪速熔炼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，包括反应塔热风流量、反应塔富氧浓度、装入干矿总量、装入物含 Cu 率、装入物含 Fe 率、装入物含 S 率、装入物含 SiO₂ 率、空气水分率(以上参数反映出历史上典型的工况)；用于优化操作的数据，包括反应塔氧气和热风流量设定值，这些数据可以反映出在与当前类似工况的条件下专家操作经验。当前采集获得的现场数据样本 X_0 包含同样内容。

Step 2: 模糊聚类

采用模糊 C 均值聚类方法对优化操作数据库中的样本进行聚类，如果有新的优化操作样本加入则需要重新对样本进行聚类。聚类根据样本中反应塔热风流量、反应塔富氧浓度、装入干矿总量、装入物含 Cu 率、装入物含 Fe 率、装入物含 S 率、装入物含 SiO₂ 率、空气水分率进行。聚类后优化操作样本分为 10 大类，第 i 类的类中心为 C_i 。现场数据样本与类中心之间的相似性用相似系数表示：

$$\cos \theta_{x_i, x_j} = \frac{\sum_{a=1}^P x_{ai} x_{aj}}{\left(\sum_{a=1}^P x_{ai}^2 \cdot \sum_{a=1}^P x_{aj}^2 \right)^{1/2}} \quad (4-40)$$

式中 x_i 、 x_j 为两个样本， P 为样本中用于聚类的元素个数，如果样本中所有元素取正数，则 $0 < \cos \theta_{x_i, x_j} \leq 1$ ，当 $\cos \theta_{x_i, x_j} = 1$ 时，说明 x_i 与 x_j 完全相似； $\cos \theta_{x_i, x_j}$ 越接近于 1，表明二者越相似。

Step 3: 产生初始群体

计算现场数据样本与 10 个聚类类中心的相似系数，选择相似系数最大的类，将该类中隶属度大于 δ 的优化操作参数样本作为混沌伪并行遗传优化算法的初始群体。

Step 4: 群体初始化

评估函数:

$$E = 1/\phi(X, m^{(k)}) \quad (4-41)$$

编码: 由于遗传算法不能直接处理数据空间的解数据, 必须通过编码将它们表示成遗传空间的基因型结构数据, 可采用二进制或十进制编码方案。本文采用二进制矢量编码, 染色体表示为: $X(G_{\text{氧}}, G_{\text{风}})$

将初始群体划分为 n 个子群体, 设定变量的取值范围 $[a_i, b_i]$, 各子群体规模 $G_1, G_2, \dots, G_i, \dots, G_n$, 进化的最大代数 M , 个体的目标适应度 F , 进化代数 r 初始化为 1。

Step 5: 种群的进化

1) 按照“适者生存”的原则, 对每一个子群体分别采用简单的遗传算法(SGA)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, 采用和适应度成比例的概率方法来进行选择, 保留健壮个体, 剔除劣弱个体, 保持群体规模的恒定。在进化过程中, 为了保证优良个体不会丢失, 每一代子种群中适应度最大的个体不参与复制、交叉、变异操作直接进入下一代, 记为 $X^*(m^{(k)})$ 。

2) 将当前代各子种群中适应度值最高的 q 个个体按踏脚石群体模型进行交换^[57]。

3) 求取当前代各子种群的最高适应度值 $E_i^*(r)$, 取其中最大者为 $E^*(r)$, 并计算各子种群的平均适应度值 $\bar{E}_i(r)$ 。

如果 $E^*(r) \geq F$ 或者 $r > M$, 或者 $\|X^*(m^{(k)}) - X^*(m^{(k-1)})\| \leq \varepsilon$, (ε 是给定的判断值) 则转入 Step 7;

如果 $|\bar{E}_i(r) - \bar{E}_i(r-1)| < \sigma$ (σ 为确定的较小的常数), 则转入 Step 6;

如果不满足上述条件, 则令 $\begin{cases} m^{(k+1)} = 0.2m^{(k)} \\ X^{(0)}(m^{(k+1)}) = X^*(m^{(k)}) \end{cases}$ 转入 Step 5 进行新一轮

的种群进化。

Step 6: 混沌二次载波优化

为防止种群早熟或局部收敛, 把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 个个体按下述混沌优化方法进行优化。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。

考虑 Logistic 映射, 即:

$$z_{n+1} = \mu z_n (1 - z_n) \quad (4-42)$$

式中 $n=1, 2, \dots$, $z_0 \in [0,1]$, μ 是控制参量, 当 $\mu=4$ 时, Logistic 映射为 $[0,1]$ 区间的满映射, 并且系统处于完全的混沌状态, z_{n+1} , z_n , 表示混沌变量。利用混沌变量对初值的敏感性, 赋给上式若干微小差异的初值就可以得到相应的混沌变量。混沌优化目标函数如下式所示:

$$f_C = \phi(X, m^{(k)}) \quad (4-43)$$

混沌优化的二次载波如下式所示:

$$X_{i,n+1}^* = X_i^* + \alpha_i z_{i,n+1} \quad (4-44)$$

$\alpha_i z_{i,n+1}$ 为遍历区间很小的混沌变量, α_i 为调节变量, X_i^* 为当前需要进行混沌优化的个体, f_C^* 为对应 X_i^* 的函数值。

令 $k'=1$, $X_i(k') = X'_{i,n+1}$, 计算相应的 $f_{C_i}(k')$ 。

如果 $f_{C_i}(k') \geq f_C^*$, 则放弃 $X_i(k')$, $k'=k'+1$, 继续进行混沌优化;

如果 $f_{C_i}(k') < f_C^*$, 则 $f_C^* = f_{C_i}(k')$, $X_i^* = X_i(k')$, 退出循环;

或者达到循环次数同样退出循环转入 Step 5 进行新一轮种群的进化。

Step 7: 对应当前代中适应度为 $E^*(k)$ 的个体 X^* 即为模糊 C 均值混沌伪并行遗传算法获得的全局最优解。如果 X^* 具有工业有效性 ($x_1 \in (0, 16000)$, $x_2 \in (x_1, 58000)$), 则 X^* 为智能优化算法的优化结果。

4.3.3 智能集成模型

为了充分发挥基于机理的决策模型和智能优化模型的优势, 弥补彼此的缺陷, 设计了一个智能协调器将两个模型的输出进行集成。智能协调器的作用就是通过对输入变量区域的划分与综合, 计算每个模型的加权系数^[62]。其基本原理是当生产条件稳定, 即样本分布较集中时, 智能优化模型所占的权重较大; 而工艺状况不稳定, 即样本较少时, 基于机理的决策模型所占的权重较大。

首先, 根据工况参数专家模型判断的当前综合工况, 来确定两个模型的加权系数。

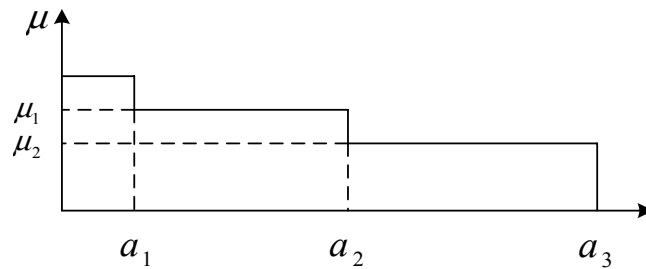


图 4-3 智能优化模型的加权系数

智能优化模型的加权系数为 μ , 其函数形式如图 4-3 所示。

$$\mu = \begin{cases} 1 & , S \leq a_1, \\ \mu_1 & , a_1 < S \leq a_2, \\ \mu_2 & , a_2 < S \leq a_3, \\ 0 & , S > a_3. \end{cases} \quad (4-45)$$

其中 μ_1 、 μ_2 由经验确定。

最后，则智能协调模型的输出结果为

$$G_{\text{氧}} = G_{\text{氧}}'' \times \mu + G_{\text{氧}}' \times (1 - \mu) \quad (4-46)$$

$$G_{\text{风}} = G_{\text{风}}'' \times \mu + G_{\text{风}}' \times (1 - \mu) \quad (4-47)$$

式中， $G_{\text{氧}}$ 、 $G_{\text{风}}$ 分别表示最终反应塔所需氧气量与热风量的设定值； $G_{\text{氧}}'$ 、 $G_{\text{风}}'$ 为基于机理的决策模型计算得到的氧气量与热风量； $G_{\text{氧}}''$ 、 $G_{\text{风}}''$ 为智能优化模型得到的氧气量与热风量。

通过这一智能协调器的集成，当生产条件正常、参数变化较小时，智能优化模型占有较大的权重，对保证生产稳定起主要作用；当工艺状况不稳定，操作优化样本数较少时，基于机理的决策模型能够起到补偿作用，提高模型的可靠性。

4.4 小结

本章主要介绍了铜闪速熔炼过程中，以工况稳定为目标的操作参数优化控制技术以及智能协调优化策略。分别建立了基于机理的决策模型和基于模糊 C 均值聚类与混沌伪并行遗传算法优化相结合的智能集成优化模型，整体优化控制算法具有全局收敛性和高效性，解决了铜闪速熔炼过程中具有多约束强非线性特点的优化控制问题。

第五章 闪速炉生产监控及操作优化指导系统

信息化、模型化、控制优化和工业化是智能集成优化控制技术具体应用的四个步骤。工业化是优化控制策略的软件硬件实现，也就是系统软硬件集成过程。本章详细介绍了闪速炉生产监控及操作优化指导系统整体结构、系统软件结构、软件功能模块和硬件通信技术，最后对系统实际运行结果进行了分析。

5.1 系统总体结构

闪速炉生产监控及操作优化指导系统以优化控制计算机、实时监控计算机、现场可编程控制器 PLC 形成两级控制结构，通过企业内部网与远程数据库服务器相连。系统总体结构如图 5-1 所示。

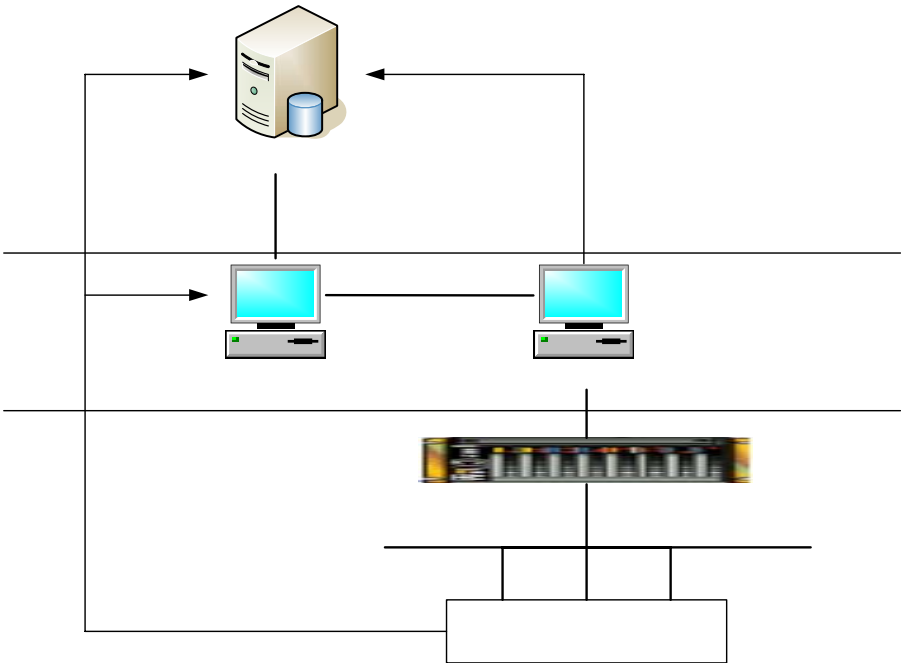


图 5-1 闪速炉生产监控及操作优化指导系统结构图

PLC 通过现场总线采集闪速熔炼过程中的实时检测信息，同时输出操作参数信息，调节加入闪速炉反应塔的热风与氧气量。

实时监控计算机主要安装美国罗克韦尔公司的组态软件 Rsview，实现与底层 PLC 通信，获取闪速熔炼生产过程的实时参数。这些参数一方面通过以太网参与优化控制计算机的计算；另一方面存入远程数据库服务器备份。

优化控制计算机通过企业内部网与远程数据库服务器相连，将每次预测的结果与操作优化的结果存入数据库，同时也可以对数据库中保存的历史数据进行查

询和修改。

对于离线化验得到的数据会传递到优化控制计算机参与计算，同时在数据库中进行保存。

5.2 系统软件设计

应用程序面对的是软件使用者，所以必须有良好的人机交互界面，为此，本系统采用 Visual C++6.0 工具编程，Visual C++6.0 是 Microsoft 公司推出的开发 Windows95 和 Windows NT 32 位应用程序的可视化开发工具，它提供了一个集成的开发界面和许多有效的辅助开发工具。可视化编程工具使菜单和对话框的布局非常简单，并且可以提供服务器，可调用许多现存的应用程序，如程序中应用到的 Access, Excel 等，也可与面向对象的程序设计连接，并可以调用 Visual Basic, Matlab 等编程工具。VisualC++6.0 功能非常强大，支持面向对象编程模块化、代码可重用、组件共享等技术，可以大大提高软件系统的设计、管理和开发的速度。因此，自 Visual C++面世以来，其应用越来越广泛，已发展成为一种功能强大的应用程序开发工具。

以 Windows2000 为操作平台，使用 Visual C++6.0 作为前台开发工具，SQL Server 2000 作为后台数据库，自主开发了“闪速炉生产监控及操作优化指导系统”软件。

5.2.1 系统软件功能模块

闪速炉生产监控及操作优化指导系统软件结构如图 5-2 所示。

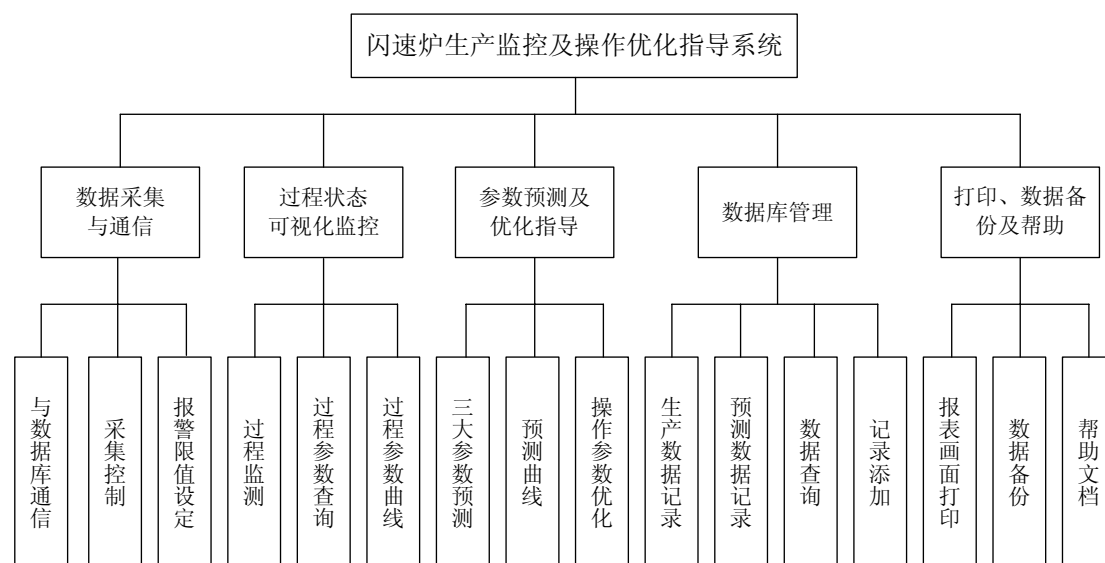


图 5-2 闪速炉生产监控及操作优化指导系统软件结构图

该软件主要由五个大的模块构成，包括：数据采集与通信模块、过程状态可视化监控模块，参数预测及优化指导模块、数据库管理模块、打印、数据备份及帮助模块。下面分别介绍各模块的具体功能及其实现。

1 过程状态可视化监控模块

该模块主要包括工艺流程图画面、系统实时数据显示、各参数的实时趋势图显示等。图 5-3 为系统的主界面，在该界面上实时显示了闪速炉生产过程的参数，如鼓入的氧气量、热风量、加入的干矿量、炉膛压力等，这些参数每 15 秒刷新一次，以保证数据的同步性。图 5-4 为参数的实时趋势曲线图。该曲线图每 1 秒刷新一次，可以更为直观地反应出生产参数的变化情况。

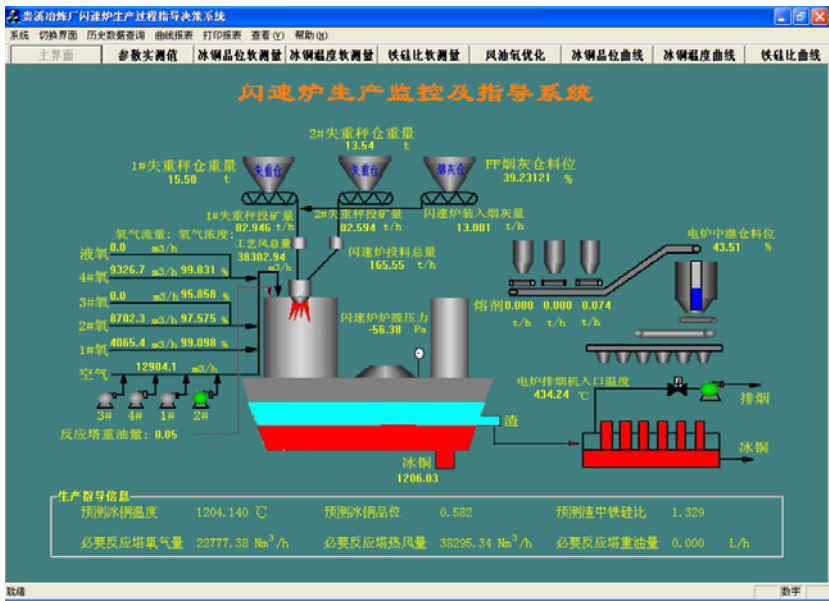


图 5-3 系统主界面

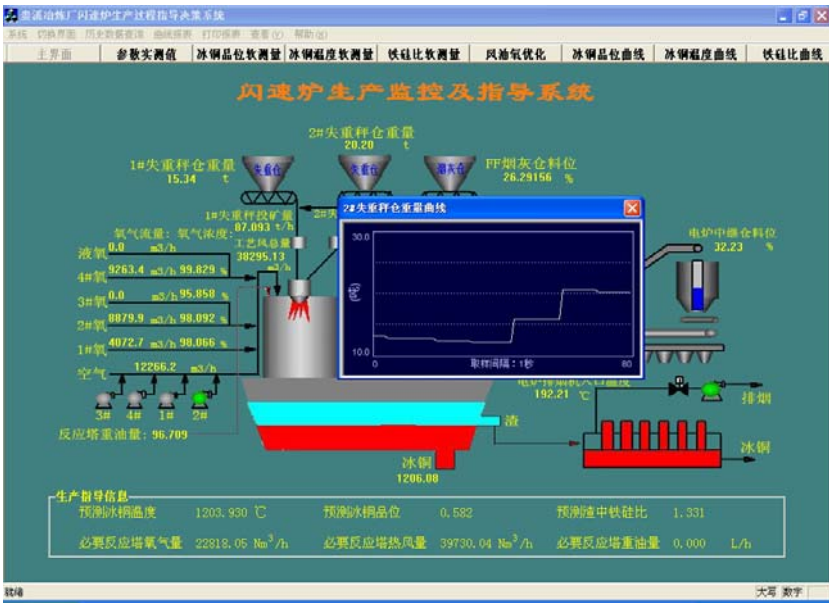


图 5-4 参数的实时趋势曲线图

2 参数预测及优化指导模块

该模块主要完成三大参数的预测和操作参数的优化计算，这些计算可每五分钟自动进行，也可以人工启动计算。人工启动预测计算时，需手动设定干矿成份。图 5-5 为干矿成份设定界面。预测和优化的结果都将显示在图 5-3 所示的主界面上，供操作人员参考。该模块还可以生成预测结果与实测值的对比曲线图，如图 5-6 所示。



图 5-5 人工启动预测计算时干矿成份设定界面



图 5-6 冰铜(铜镍)温度预测值与实测值对比曲线图

3 数据库管理模块

该模块包括生产数据记录、工况报警记录、历史记录查询等功能。图 5-7 为

冰铜(铜铋)温度预测结果历史数据查询界面。系统可实现对三大参数的预测值和实测值以及操作参数优化结果历史数据的查询，查询可按天或按月查询。



图 5-7 冰铜(铜铋)温度预测结果历史数据查询界面

4 打印、数据备份及帮助模块

该模块可实现对三大参数预测结果、实测结果，以及操作参数优化结果的打印与备份，并可向用户提供帮助文档。图 5-8 为打印报表种类选择界面，选择报表种类后点击确定，即可生成如图 5-9 所示的数据报表。

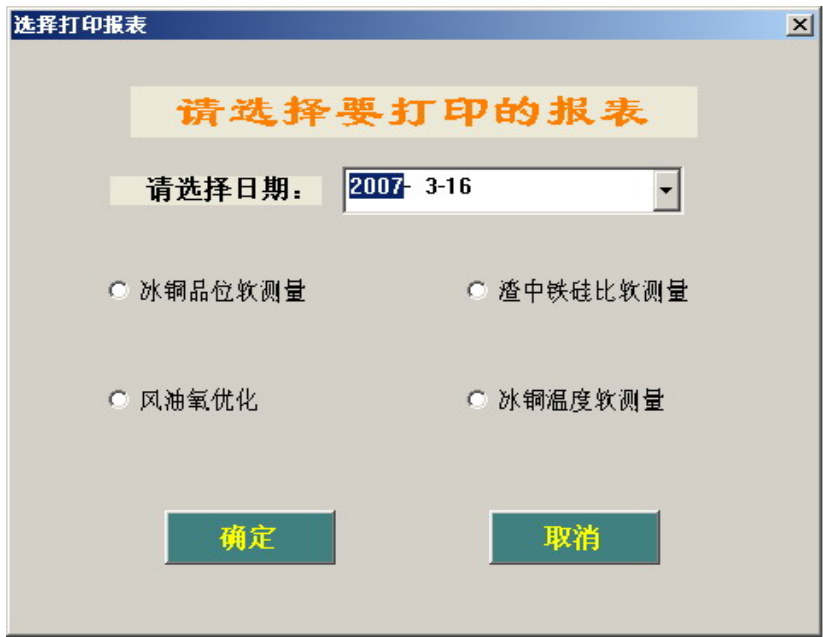


图 5-8 打印报表种类选择界面

2006年08月25日风油氧化数据					
序号	时间	必要反应塔氧流量 (Nm ³ /h)	必要反应塔热流量 (Nm ³ /h)	必要反应塔重油 量(kg/h)	
1	14:54:00	23241.99745	39273.2459	0	
2	14:49:00	23234.50482	39276.8373	0	
3	14:44:07	23376.93239	38696.13813	0	
4	14:34:28	23361.62997	38695.00804	0	
5	14:29:32	23438.92651	38113.43275	0	
6	14:25:56	23501.84174	38103.48857	0	
7	14:24:32	23728.44995	37234.55048	0	
8	14:19:32	23741.35242	37249.0468	0	
9	14:14:35	23719.29579	37241.81074	0	
10	14:09:32	23713.66398	37241.94007	0	
11	14:04:28	23713.34811	37241.25663	0	
12	13:59:28	23688.60165	37237.30616	0	
13	13:54:28	23689.19265	37244.4843	0	
14	13:49:28	23691.35041	37242.42986	0	
15	13:44:28	23699.96013	37238.27363	0	
16	13:39:28	23711.35277	37237.99605	0	
17	13:34:28	23728.33328	37243.89958	0	
18	13:29:28	23748.16672	37240.34128	0	
19	13:24:28	23692.22431	37235.70073	0	
20	13:19:28	23667.91404	37244.9082	0	
21	13:14:28	23653.86381	37245.35525	0	
22	13:09:28	23671.96349	37239.45025	0	
23	13:04:35	23663.54269	37245.33396	0	
24	12:59:28	23663.28747	37240.99776	0	
25	12:54:28	23668.65035	37239.4259	0	

图 5-9 操作参数优化数据报表

5 数据采集与通信模块

该模块主要完成两大任务：利用 OPC 规范采集工艺现场的实时参数，并可设定报警值；实现与远程数据库的通信，保存实时参数与计算结果。

5.2.2 基于 OPC 规范的通信技术

随着工业生产的不断发展，工业控制软件取得了长足的进步。然而，由于生产规模的扩大和过程复杂程度的提高，工业控制软件设计面临着巨大的挑战，那就是要集成数量和种类不断增多的现场信息。在传统的控制系统中，智能设备之间及智能设备与控制系统软件之间的信息共享是通过驱动程序来实现的，不同厂家的设备又使用不同的驱动程序，迫使工业控制软件中包含了越来越多的底层通信模块。另外，由于相对特定应用的驱动程序一般不支持硬件特点的变化，这样使得工业控制软硬件的升级和维护极其不便。还有，在同一时刻，两个客户应用一般不能对同一个设备进行数据读写，因为它们拥有不同的、相互独立的驱动程序，同时对同一个设备进行操作，可能会引起存取冲突，甚至导致系统崩溃。OPC 技术的出现则很好的解决了这些问题。

OPC 是为了解决应用软件和各种设备驱动程序的通讯而产生的一项工业技术规范 and 标准。它采用客户/服务器体系，基于 Microsoft 的 OLE/COM 和 DCOM(Distributed Component Object Model)技术，为硬件厂商和软件开发者提供了一套标准的接口。OPC 规范了接口函数，不管现场设备以何种形式存在，客户都以统一的方式去访问，从而保证软件对客户的透明性。OPC 是一种标准接口，它能被连接到 I/O 装置、PLC(Programmable Logic Control)、现场总线、组

态软件等, 该技术提供一种即插即用的硬、软件组件, 用户很容易将它们集成为完整的自动化系统。利用 OPC 技术开发标准的 OPC 服务器来代替过去专用的 I/O 设备驱动器软件, 并将各种应用设计成 OPC 的客户端, 这样在 OPC 客户和 OPC 服务器之间就可进行通信和互操作, OPC 硬件和软件制造商就能够在互联问题上花费很少的时间而将大量的精力放在应用问题上, 从而减少大量的劳动。图 5-10 为采用 OPC 技术前后的通信状况。

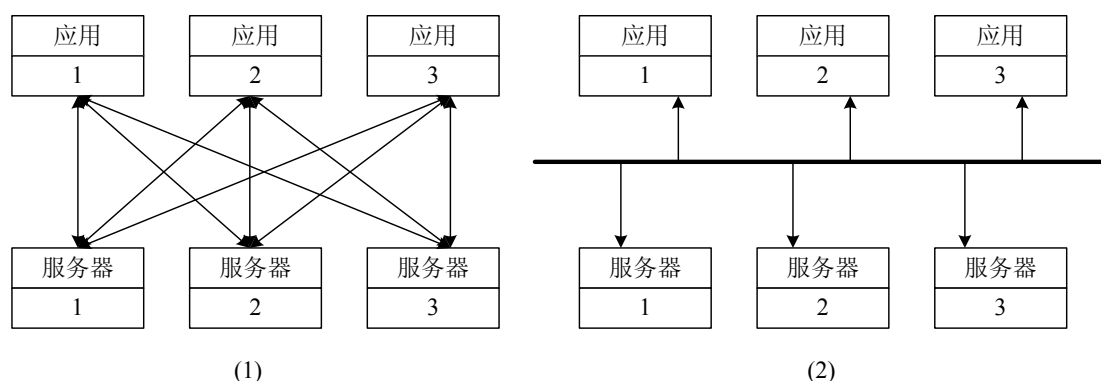


图 5-10 采用 OPC 技术前(1)后(2)的通信状况

OPC 可以充当现场设备、数据传输和向上层的应用程序的接口。当作为下层现场设备的标准接口时它代替传统的“I/O 驱动器”来完成与现场设备的通信。当 OPC 服务器向上层应用程序提供标准接口时, 使上层的应用程序能够取到 OPC 服务器中的数据, 从而向上实现互联。

所以基于先进的 COM 技术的 OPC 技术在过程控制中广泛使用是顺理成章的事情。OPC 技术在以下方面显示出它的优越性:

1) 系统开放。

采用 OPC 的系统, 是完全开放的系统。尽管各个厂家的硬件设备和系统有所不同, 但只要采用统一的 OPC 接口, 就可容易的接入, 因此用 OPC 构成的系统是完全开放的系统。

2) 成本低。

一是硬件可以选择价廉物美的产品, 二是软件开发费用大幅度降低。三是人员的培训期短, 费用低。

3) 构成容易使用灵活。

用户可以根据自已的情况组成理想的系统, 既便于组成新的系统, 也便于原有系统的改造。

4) 即插即用。

即插即用在设备制造厂和监控系统的销售商都支持 OPC 的场合。若用 OPC 构成一个监控系统的话, 可以根据项目自身的特点选用最佳的设备、远程终端和

监控组态软件，构成最合适的系统。

闪速炉生产监控及操作优化指导系统软件与现场控制器的数据通信流程如图 5-11 所示。监控机通过罗克韦尔公司提供的通信软件 Rslink 直接与现场控制器的 A/D 模块进行数据交换；优化控制机与监控机通过以太网相连，两者都安装了组态软件 Rsview，优化控制机通过组态软件 Rsview 的 OPC 规范向监控机读写数据，实时监控软件同样利用 OPC 规范向优化机的 Rsview 读写数据，最终实现实时监控软件对现场参数的读取，同时可以调节氧气量与热风量，实现操作参数的调节。

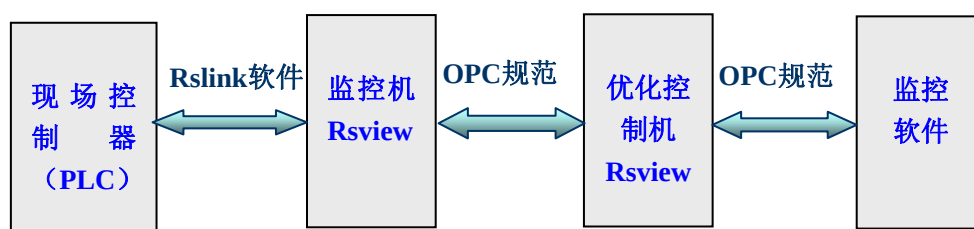


图 5-11 系统软件与现场可编程逻辑控制器数据通信示意图

5.3 运行结果

闪速炉生产监控及操作优化指导系统经过一段时间调试运行，已正式投入使用。系统投入使用后，能够更加直观地监控闪速炉的生产状态，并能较为精确地预测出三大参数的变化趋势。

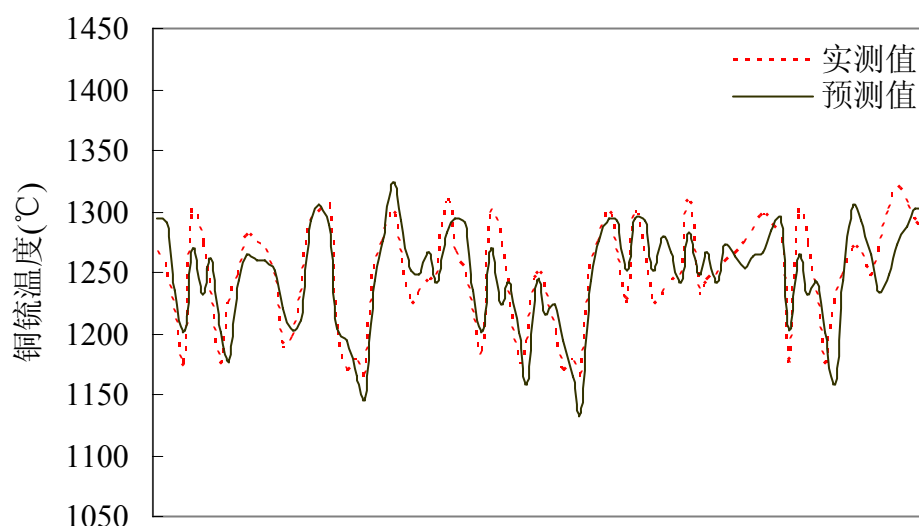


图 5-12 铜钽温度预测计算运行结果

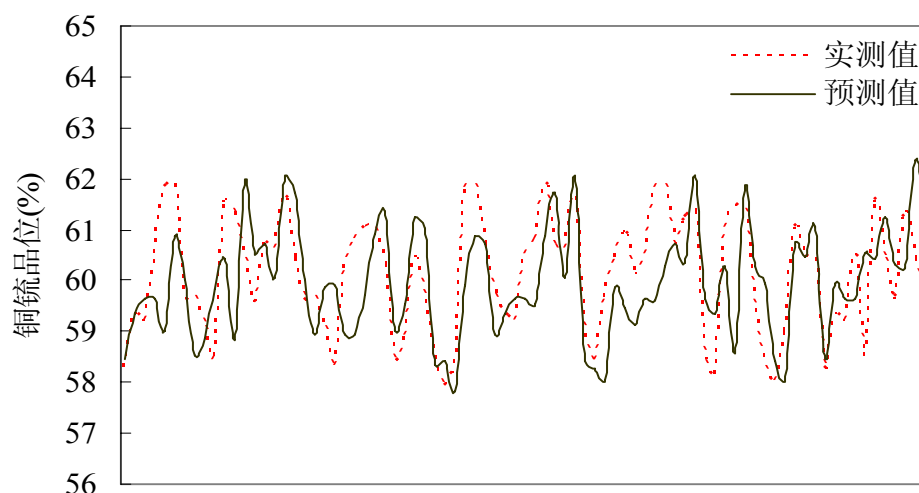


图 5-13 铜铕品位预测计算运行结果

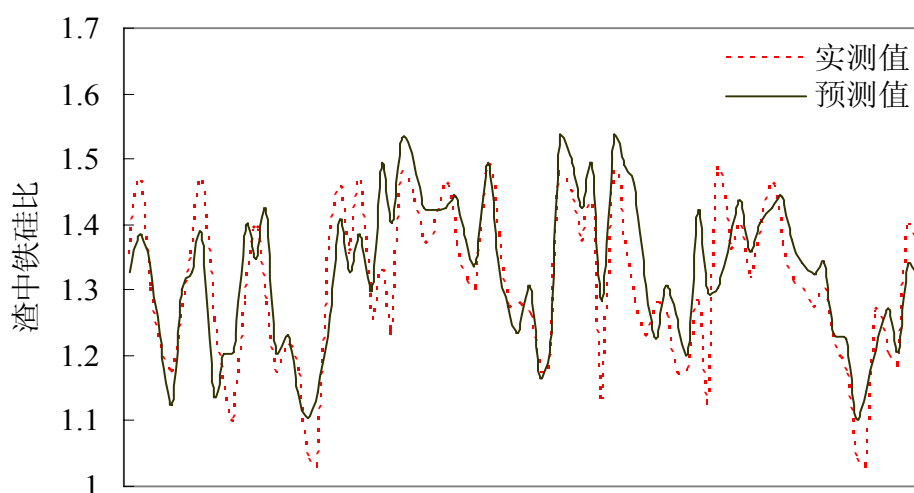


图 5-14 渣中铁硅比预测计算运行结果

图 5-12、5-13、5-14 分别为系统连续运行 1 个星期的预测结果。铜铕温度的最大相对误差为 5.47%，平均相对误差为 1.65%；铜铕品位的最大相对误差为 4.70%，平均相对误差为 1.52%；渣中铁硅比的最大相对误差为 14.82%，平均相对误差为 4.94%，因此可以较为准确地反映出生产状况。

此外，该系统还可提供科学的操作参数优化指导，为操作工调节工况参数提供了更为精确的理论依据，减少由参数波动引起的工况不稳定。将优化控制系统连续运行 1 个星期的三大参数测量值与此前 1 个星期的生产数据相比较，图 5-15、5-16、5-17 分别为铜铕温度、铜铕品位、渣中铁硅比与目标值的偏差率。铜铕温度与目标值的平均偏差率在优化前后分别为 4.14%、3.74%，下降了 0.40%；铜铕品位的平均偏差率在优化前后分别为 4.04%、3.65%，下降了 0.39%；渣中铁硅比的平均偏差率在优化前后分别为 11.53%、9.51%，下降了 2.02%。由此可见，

该优化控制系统稳定了生产状况，提高了生产效益。

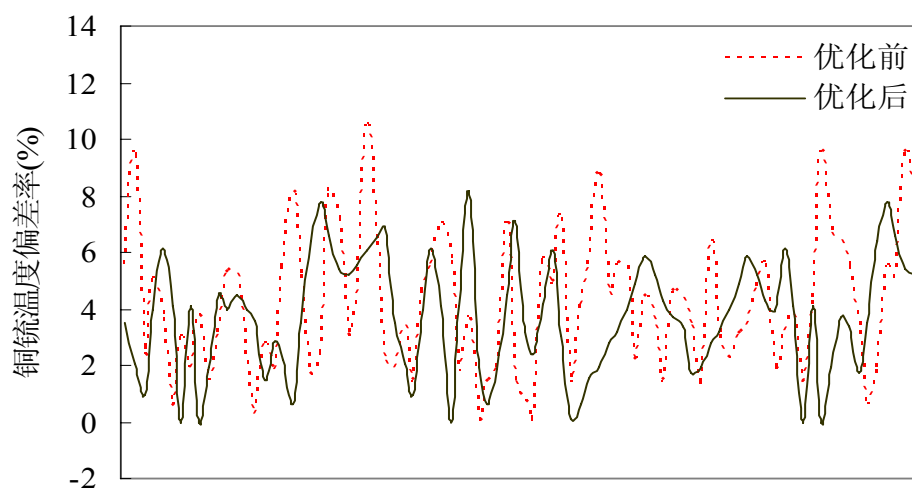


图 5-15 优化前后铜铋温度平均偏差率对比图

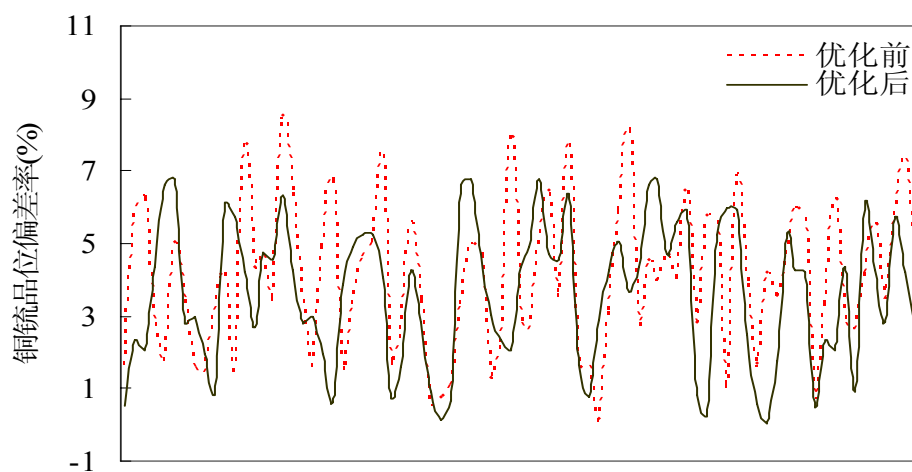


图 5-16 优化前后铜铋品位平均偏差率对比图

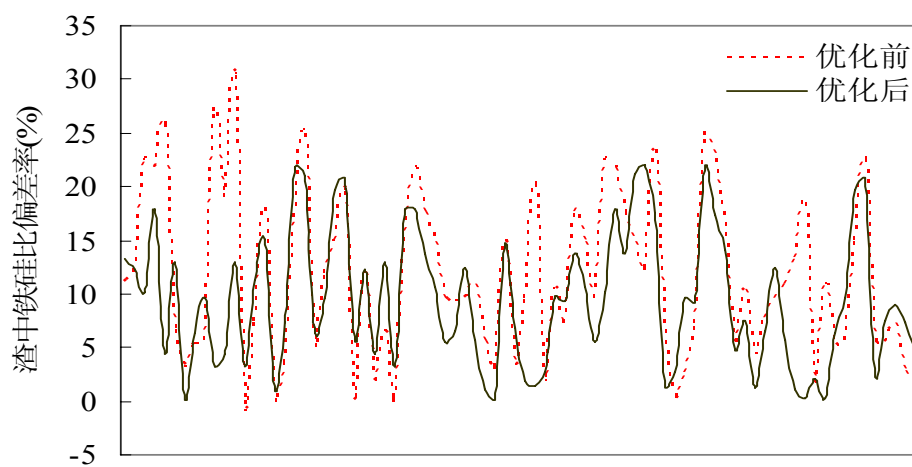


图 5-17 优化前后渣中铁硅比平均偏差率对比图

结论与展望

结论

生产实践表明,在铜闪速熔炼过程中,当闪速炉处理料量不变时,闪速炉产出的铜铈(即冰铜)温度、铜铈品位及渣中铁硅比是闪速熔炼过程的综合判断指标,也是对闪速炉的操作参数,即风、油、氧,进行调控的重要依据。本项目针对三大参数的检测存在较大的滞后的问题,建立了闪速熔炼过程模型,实现了对三大参数的预测。同时,以三大参数的预测结果为基础,建立以闪速熔炼过程工况稳定为目标、各工艺指标为约束条件的闪速熔炼过程优化模型,按此优化模型求出热风 and 氧气的需求量。将此优化结果指导闪速熔炼过程生产,以实现闪速熔炼过程的优化控制。

针对闪速熔炼过程,在对其进行机理分析的基础上,建立了基于物料平衡和热平衡的机理模型,计算三大参数预测值;同时,在机理分析和总结现场工人的经验的基础上,选取了 8 个过程变量作为辅助变量,经过数据处理,建立了三个模糊神经网络模型,分别对三大参数进行预测。最后通过一个智能协调器对两个模型的预测结果进行协调输出。实际运行结果表明:集成模型在智能协调组合下能扬长避短较精确地预测三大参数值。

为了稳定闪速熔炼生产工况,在建立闪速熔炼过程模型对三大参数进行预测的基础上,建立了一个以综合工况的稳定为目标的优化控制模型,来调整生产过程的操作参数——反应塔的氧气和热风量。该模型先通过工况判断模型来判断当前工况是否非优,如果非优则对操作参数进行优化。首先建立基于机理的决策模型,计算出所需的氧气与热风量;同时建立智能优化模型,通过模糊 C 均值混沌伪并行遗传算法,从操作优化样本库中搜索与当前工况最接近的样本,将其操作参数作为智能优化模型的优化结果。最后通过一个智能协调器对两个模型的优化结果进行协调输出。实际运行结果表明:该优化模型能使三大参数更接近目标值,从而稳定生产。

采用 Visual C++工具开发了“闪速炉生产监控及操作优化指导系统”软件,实现了闪速熔炼过程工艺参数的监控、闪速熔炼过程的建模、三大参数的预测、操作参数的优化、以及生产数据的综合管理等功能。

展望

本课题已经取得了一定的成绩,但由于现场条件等限制还存在很多不足,主要表现在以下几点:

1) 闪速熔炼过程模型的输入和输出在时间上有着较强的对应关系,通常化验人员在样本采集时,由于一次需要多点采样且每个采样点间有一定的距离,以及其它随机因素,造成每次采样时间的不准确,如何有效解决数据上存在的时延问题是一大难点,还有待进一步研究。

2) 样本数据的完备对过程模型有着至关重要的作用,但是目前由于现场条件的限制而导致数据的不完备,如何使不完备的数据完备化是一个值得研究的方面。

3) 过程模型的准确性有待提高。如何改进现有的或采用新的预测方法对三大参数进行预测是一个值得深入讨论的问题。

4) 智能优化模型的运行效率还有待进一步提高。

5) 过程模型中基于机理的决策模型仅考虑了铜铈温度的反馈修正,而未考虑铜铈品位和渣中铁硅比的反馈修正。如何利用铜铈品位和渣中铁硅比的反馈对基于机理的决策模型进行修正有待进一步研究。

6) 过程模型中的模糊神经网络模型是基于历史数据的,随时间的推移,生产条件、对象特性和工作点都可能发生变化,因此必须考虑模型的在线修正以适应新的工作点。然而,本文并没有提出具体的修正策略,在这方面还值得深入研究。

7) 操作参数优化模型中,三大参数预测值与实测值均能反馈修正基于机理的决策模型,双重反馈修正的稳定性问题值得进一步探讨。

参考文献

- [1] 朱卫平. 21 世纪的炼铜业. 中国有色冶金, 2004, 2(1): 45~50
- [2] 朱祖泽, 贺家齐. 现代铜冶金学. 北京: 科学出版社, 2003: 1~3
- [3] Yutaka Yasuda, H.Y. Sohn. Experimental and Theoretical Study of Particle Dispersion Phenomena in a Turbulent Gas Jet of the Flash Smelting Process by the Image Analysis Technics. Metallurgical and Material Transactions, 26B, 1995, (6): 637~646
- [4] L.D. Sutalo, F.R.A. Jorgensen, et al. Experimental and Mathematical Investigation of the Fluid Flow inside and below a 1/4 Scale Air Model of a Flash Smelting Burner. Metallurgical and Material Transactions, 29B, 1998,(10): 993~1005
- [5] I.D. Sutalo, J.A. Harris, et al. Modeling Studies of Fluid Flow below Flash Smelting Burner including Transient Behavior. Metallurgical and Materials Trans, 29B, 1998, (8): 773~783
- [6] T. Ahokainen, A. Jokilaakso. Modeling of Gas-Particle Reactions in the Copper Flash Smelting. Bulletin of the Association of Engineering Geologists. 1986, 23(4): 498~503
- [7] Kyung Won Seo, Kang-In Rhee. Computer Simulation of a Commercial Flash Smelting Operation. J. of the Korean Inst.Of Met&Mater. 1187~1196
- [8] T. Ahokainen, A. Jokilaasko. Modelling of Gas-Particle Reactions in the Copper Flash Smelting. AIME Annual Meeting, New York, 1985
- [9] A. Jokilaakso, O. Teppo. Numerical Simulation of Concentrate Burners of the Flash Smelting Process. Proceedings of the International Conference on Modeling and Simulation in Metallurgical Engineering and Materials Science, Beijing, 1996
- [10] T. Ahokainen, A. Jokilaakso. Numerical Simulation of the Outokumpu Flash Smelting Furnace Reaction Shaft. Canadian Metallurgical Quarterly, 1998 (3-4): 275~283
- [11] P.T.L. Koh, T.V.Nguyen, F.R.A. Jorgensen. Numerical Modelling of Combustion in a Zinc Flash Smelter. Appl. Math. Modelling, 1998: 941~948
- [12] S.R. Vamas, J.S. Truelove. Simulating Radiative Transfer in Flash Smelting Furnace. Appl.Math. Modelling, 1995: 456~464

- [13] TB.R. Adams, G.A. Eltringham, A.A. Shook. Application of a Reacting CFD to Drop Tube Kinetics and Flash Smelter Combustion. The Forth International Conference Copper99-Cobre99: Phoneix, 1999
- [14] 陈汉春. 闪速熔炼的现状与进展. 有色冶炼. 1997, (2): 1~7
- [15] B. Christopher Solnordal, R.A. Frank Jorgensen, T.L. Peter Koh and Arthur Hunt. CFD modelling of the flow and reactions in the Olympic Dam flash furnace smelter reaction shaft. Applied Mathematical Modelling, 2006, 30(11): 1310~1325
- [16] Maruyama, T. Furui, N. Hamamoto, M. Sunamoto. On the Evolution of Mathematical Modeling of Single-step Flash Smelting of Copper Concentrates. Progress in Computational Fluid Dynamics, 2005, 5: 207~221
- [17] Nobumasa. Kemori, MORI. Yoshiaka. Simulation of Oxygen Pressure Profile Along The Reaction Shaft. 资源と素材, 1996, (10): 723~728
- [18] 曾青云. 铜闪速熔炼操作数据的回归分析. 有色金属 (冶炼部分), 1995, (5): 4~6
- [19] 蒋建兴. 进一步完善目标冰铜温度控制模型的探讨. 有色冶炼, 1991, (1): 10~13
- [20] 谭鹏夫, 张传福等. 铜闪速熔炼过程中的渣含铜的研究—计算机研究. 有色冶炼, 1996, (6): 58~60
- [21] 李晓明. 铜闪速炉和转炉冶金计算 CUFC 软件开发. 化工冶金, 1997, 18(3): 277~281
- [22] 黎书华, 梅显芝等. 贵溪闪速炉铜铈熔炼过程热力学模型. 中南工业大学学报, 1995, 25(5): 627~637
- [23] 黄克雄, 黎书华等. 贵溪闪速炉造铈熔炼过程计算机模拟. 中南工业大学学报, 1996, 27(2): 173~176
- [24] 黎书华. 造铈熔炼过程热力学模型及其在工业中的应用: [博士学位论文]. 长沙: 中南工业大学, 1992
- [25] 凌玲, 沈剑韵等. 镍闪速熔炼过程的平衡计算. 有色金属, 2000, 52(4): 71~73
- [26] 余建平, 周萍, 梅炽. 铜闪速炉沉淀池流场及温度场仿真优化. 甘肃冶金, 2005, 27(4): 8~11
- [27] 申勇峰. 金川镍闪速熔炼过程热平衡模拟. 有色冶炼: 12~14
- [28] 凌玲, 沈剑韵等. 镍闪速熔炼过程的平衡计算. 有色金属, 2000, 52(4): 71~73

- [29] 王吉林. 基于质量平衡的铜闪速熔炼过程模型及关键参数预测研究: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2006
- [30] 万维汉, 史维祥等. 镍闪速熔炼过程的模糊建模. 冶金自动化, 2000, (2): 9~12
- [31] 万维汉, 万百五, 杨金义. 闪速炉的神经网络冰镍质量模型和稳态优化控制研究. 自动化学报, 1999, 25(6): 800~804
- [32] 汪金良, 曾青云. 应用神经网络技术建立铜闪速熔炼温度模型. 有色金属, 2002(1): 12~14
- [33] 汪金良, 曾青云. 铜闪速熔炼神经网络模型的建立. 南方冶金学院学报, 2003(5)
- [34] 汪金良. GA-BP 算法及其在冰铜品位神经网络模型中的应用. 江西有色金属, 2003, 17(3): 39~42
- [35] Brdy's M, Ellis J E, Roberts P D. Augmented Integrated System Optimization and Parameter Estimation Technique: Derivation, Optimality and Convergence, IEE Proceedings, Part D, 1987, 134(3)
- [36] 李勇刚. 基于智能集成模型的苛性比值与熔出率软测量及其应用研究: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2004
- [37] 王旭东, 邵惠鹤. 神经元网络建模与软测量技术. 化工自动化与仪表, 1996, 2: 28~31
- [38] 王雅琳. 智能集成建模理论及其在有色过程优化控制中的应用研究: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2004
- [39] L.B. Eduard, B.Z. Jesús, G.D. Oscar, et al. Building parsimonious fuzzy ARTMAP models by variable selection with a cascaded genetic algorithm: application to multisensor systems for gas analysis. Sensor and Actuators B, 2004, 99(1): 267~272
- [40] P.A. Mastorocostas, J.B. Theocharis, S.J. Kiartzis, et al. A hybrid fuzzy modeling method for short-term load forecasting. Mathematics and Computers in Simulation, 2000, 51(3): 221~232
- [41] H.C. Aguiar, R.M. Filho. Neural network and hybrid model: a discussion about different modeling techniques to predict pulping degree with industrial data. Chemical Engineering Science. 2001, 56(2): 565~570
- [42] 蔡自兴. 智能控制. 北京: 电子工业出版社, 2004
- [43] 张定华. 闪速熔炼气流干燥水分软测量及智能优化控制研究: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2006

- [44] 王凌. 智能优化算法及其应用. 北京: 清华大学出版, 2001. 17~83
- [45] 张朝阳. 闪速熔炼中制氧的节能. 有色冶金节能. 1999, (3): 9~11
- [46] 史有高. 铜精矿干燥清洁工艺. 有色冶炼. 2002, (5): 50~53
- [47] 张卫华. 冰铜温度测量方法研究. 江西铜业工程. 1999, (4): 1~5
- [48] 颜青君, 桂卫华, 彭晓波. 铜闪速炉冰铜温度预测模型的研究. 株洲工学院学报, 2006, 20(6): 67~71
- [49] 陈军. 步进式加热炉燃烧过程智能控制策略及其应用: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2004
- [50] 刘凤霞, 刘前进. 基于模糊神经网络的故障测距. 电力自动化设备, 2006, 26(5): 32~34
- [51] 陈晓方, 桂卫华, 王雅琳等. 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
- [52] 杜玉晓. 铅锌烧结过程智能集成优化控制技术及其应用研究: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2004
- [53] 杜玉晓, 吴敏, 桂卫华. 铅锌烧结过程智能集成优化控制技术. 控制与决策, 2004, 19(10): 1091~1096
- [54] 仲蔚, 俞金寿. 基于模糊 c 均值聚类的多模型软测量建模. 华东理工大学学报, 2000, 26(1): 83~87
- [55] C.T. Lin, C.S.G. Lee. Neural Fuzzy Systems: A Neuro-fuzzy Synergism to Intelligent Systems. Upper Saddle River: Prentice-Hall International Inc, 1996
- [56] J.C. Bezdek. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum Press, 1981
- [57] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用. 北京: 国防工业出版社, 1999. 4~13
- [58] 姚俊峰, 梅炽, 彭小奇. 混沌遗传算法 (CGA) 的应用研究及其优化效率评价. 自动化学报, 2002, 28(6): 935~943
- [59] 杨宇明, 李传东. 混沌在遗传算法中的应用. 计算机工程与应用, 2004, 140(5): 76~77
- [60] 雷德明. 利用混沌搜索全局最优解的一种混合遗传算法. 系统工程与电子技术, 1999, 21(12): 81~82
- [61] 李亚东, 李少远. 一种新的遗传混沌优化组合方法. 控制理论与应用, 2002, 19(1): 43~145
- [62] 姚俊峰等. 混沌遗传算法及其应用. 系统工程, 2001, 1(19): 70~74

致 谢

在本项目课题的研究、设计、调试和论文撰写过程中，我得到了导师桂卫华教授以及阳春华教授、喻寿益教授、谢永芳副教授、王雅琳副教授的悉心指导和亲切关怀。导师和各位老师丰富的知识面、敏锐的思维、见微知著的洞察力、严谨的治学态度和永不懈怠的工作作风使我受益匪浅。导师和各位老师的教导和精神将指导和激励我整个未来的科学探索生涯。在此对导师和各位老师的关心和指导表示衷心的感谢。

在这三年共同学习、工作和生活过程中，还得到了师兄、师姐及同学们的宝贵支持。感谢彭晓波博士、李勇刚博士所给予的无私的支持和帮助；感谢本课题组的王吉林硕士、谢明硕士，以及宋海鹰博士、鄢锋硕士、孙鑫红硕士、张定华博士、黄佳硕士、吴群英硕士、王崴硕士、陶杰硕士等在各方面科研工作中给了我极大的帮助和指导；还要感谢江铜集团贵溪冶炼厂的有关领导和技术人员，以及很多默默无闻的工人师傅们，没有他们的帮助，我也不可能完成我的课题。

最后，衷心感谢我的父母在我漫长的求学生涯中所给予的支持、鼓励与爱护，感谢我的男友一直默默地支持我，感谢所有关心、帮助过我的老师、同学和朋友们！

颜青君

2007 年 4 月

攻读硕士学位期间主要研究成果

参加项目：

1. 973 基础课题研究“复杂生产制造过程实时智能操作优化理论与方法研究”（2002CB312203）。
2. 发改委资助项目“江西铜业集团有色金属闪速冶炼过程综合自动化系统产业化示范工程”。

发表论文：

- [1] 颜青君，桂卫华，彭晓波. 铜闪速炉冰铜温度预测模型的研究. 株洲工学院学报，2006，20(6)：67~71
- [2] 颜青君，桂卫华，彭晓波. 基于智能集成策略的铜闪速炉冰铜温度预测模型. 计算机测量与控制，2007，(9)（已录用）