

分类号.....

密级.....

UDC.....

编号.....

中南大学

CENTRAL SOUTH UNIVERSITY

硕士学位论文

论文题目 烧结法氧化铝生料浆质量预测及应用研究.....

学科、专业 交通信息工程及控制.....

研究生姓名 孔玲爽.....

导师姓名及
专业技术职称 李 劼 教授.....

摘 要

配料作为氧化铝生产的第一道工序,配制的生料浆指标的好坏不仅直接关系到熟料质量的高低,而且对整个系统的碱平衡和水平衡具有极大的影响。然而,目前生料浆成分检测严重滞后且波动范围大,配比难于及时调整,从而导致整个生产流程的实时控制陷入被动。为此,研究如何建立生料浆质量预测模型从而实现配比的实时调整,对实现氧化铝生产过程的稳产高产、提高企业竞争力都具有重要意义。

本文以中铝集团中州分公司氧化铝生产过程为背景,着重研究了生料浆质量预测模型的建立和应用。首先,在分析氧化铝配料过程的基础上,确定了影响生料浆质量的主要因素,提出了先建立硅渣成分含量预测模型和碱液成分含量预估模型,然后再建立生料浆质量预测模型的分步建模法;紧接着采用 BP 神经网络模型对硅渣成分含量进行预测,同时根据碱液槽和碱液泵的工作情况,运用流体力学知识简化,建立了碱液预估模型,其中神经网络的输出为预估模型的输入;最后,在预估模型的基础上,建立基于物料平衡的机理模型,并采用 GM(1,1)对机理模型的偏差进行补偿,从而实现了生料浆质量指标的实时预测。

在此研究基础上,开发了基于模型的生料浆配料优化专家系统,论文描述了系统的结构、功能和系统软件设计,着重介绍了数据通信、数据库和报表打印几个技术的软件实现。系统软件采用 Visual C++6.0 编制,实现了配比监控、配比优化、数据导入、数据管理和帮助等功能。现场运行结果表明模型满足配比优化计算的精度要求,整个系统实现了配比的实时控制,提高了生料浆质量,稳定了生产。

关键词 生料浆, 配料, 质量预测模型, GM(1,1), BP 神经网络

ABSTRACT

The quality of raw slurry made up by blending, which is the first process of Alumina Production by Sintering Method, not only directly relates to the quality of the sintered grog, but also make great influence on the alkali and water balance in the whole system. However, at present it is difficult to timely measure and stabilize the quality of raw slurry, which complicates the adjustment of ratio and makes it is hard to achieve real-time control of the whole process of production. Therefore, how to implement real-time adjustment of the ratio by establishing the predictive model of quality for raw slurry, is significant for realizing steady and high production of alumina and enhancing the competitive power of enterprises.

On the background of production process of alumina in Zhongzhou Brach China Aluminium, this paper mainly does research in the establishment and application of the predictive model of quality. Firstly, the key factors that influence the quality of raw slurry are acquired by analyzing the process of blending, then the multi-step modeling method is proposed. According to it, before the predictive model of quality for raw slurry is established, the predictive model of content for components of Ca-Al silicate slime and alkali liquor should be established. Secondly, the predictive model about Ca-Al silicate slime is established using BP neural networks(NN). Meanwhile according to the condition of alkali tanks and alkali pumps, the predictive model about alkali liquor, which is simplified by the principle of hydromechanics, is also established. One of its inputs is NN's output and its outputs is the inputs of the mechanism model that is based on the material balance principle. Finally, in order to compensate errors of the mechanism model, GM(1,1) is put forward. The compensated model realizes the real-time prediction of raw slurry indices.

On the research mentioned above, a blending expert system based on the predictive model of quality is developed in this paper. The structure and function of system are presented, in which the technologies such as data communication, database, reports print are introduced in detail. The system software, developed by VC++, realizes functions of ratio

monitoring, ratio optimization, data leading-in, data management and help. An application result in Zhongzhou Brach China Aluminium shows the predictive model is effective and that the system implements the computation of blending ratio fast and efficiently, improves the quality of result and stabilizes industrial production.

KEY WORDS raw slurry, blending, the predictive model of quality, GM(1,1), BP neural network

目录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 工业过程建模的国内外研究现状.....	3
1.3 研究内容.....	5
1.4 论文结构.....	5
第二章 生料浆配料工艺简介及分步建模思路的提出.....	7
2.1 配料过程工艺流程.....	7
2.2 生料浆的质量指标.....	9
2.3 配料过程存在的问题.....	10
2.4 影响生料浆质量的因素分析.....	12
2.5 分步建模思路的提出.....	13
2.5.1 硅渣成分含量预测.....	14
2.5.2 碱液成分含量预估.....	14
2.5.3 生料浆质量预测.....	14
2.6 小结.....	15
第三章 硅渣成分含量预测及碱液成分含量预估.....	16
3.1 硅渣成分含量的神经网络预测模型.....	16
3.1.1 硅渣成分含量的数据分析.....	16
3.1.2 基于关联度分析的输入变量选取.....	18
3.1.3 神经网络的结构设计.....	21
3.1.4 神经网络的训练.....	22
3.1.5 仿真结果.....	26
3.2 碱液成分含量的预估.....	27
3.2.1 碱液槽和碱液泵的工作情况.....	27
3.2.2 硅渣和碳分母液混合比例推算.....	28
3.2.3 碱液成分含量预估.....	32
3.2.4 预估结果验证.....	33
3.3 小结.....	33
第四章 生料浆质量预测.....	34
4.1 基于物料平衡的机理模型.....	34
4.2 GM(1, 1) 灰色补偿模型.....	37
4.2.1 灰色模型及特点.....	37

4.2.2 GM(1, 1) 建模步骤.....	39
4.2.3 机理模型与 GM(1, 1) 的集成.....	42
4.3 仿真结果.....	42
4.5 小结.....	44
第五章 基于模型的配料专家优化系统设计与实现.....	45
5.1 系统概述.....	45
5.1.1 系统总体设计.....	45
5.1.2 系统硬件平台.....	46
5.1.3 系统软件平台.....	47
5.2 系统软件实现.....	48
5.2.1 数据通信技术.....	48
5.2.2 数据库技术.....	53
5.2.3 报表打印.....	55
5.3 软件功能界面设计.....	55
5.3.1 配比监视.....	55
5.3.2 数据管理.....	56
5.3.3 配比输出.....	57
5.3.4 信息输入.....	57
5.3.5 帮助.....	58
5.4 工业应用效果与分析.....	59
5.5 小结.....	61
第六章 结论与展望.....	62
参考文献.....	64
致 谢.....	68
攻读学位期间主要研究成果.....	69

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

在世界范围内,随着市场经济的迅猛发展,企业间的竞争愈来愈激烈,传统的流程工业的生产运行方式已经发生了根本性的变化。因此,在现有工艺流程、生产设备的情况下,利用过程信息,以生产经济效益为目标,建立过程模型,实施生产过程最优化,以提高生产率和产品质量,减少污染,是目前连续生产企业极为关注同时亟待解决的问题。但由于工业过程的复杂性,稳态优化控制在实现中面临的难点在于如何合理地建立复杂工业过程的模型^[1-3]。故本文针对烧结法氧化铝生料浆配料过程,重点对生料浆的质量预测模型及其在优化控制中的应用问题进行了研究。

烧结法氧化铝的生产是一个长流程、大滞后、大惯性的复杂工业生产过程,一般要经过配料、烧结、溶出、脱硅、分解和煅烧六个工艺段。其实质是:由含铝原料与纯碱、石灰石制备成的生料浆经烧结后进行溶解,所得的铝酸钠溶液脱硅后经碳酸化分解得到氢氧化铝,氢氧化铝煅烧后得到氧化铝。脱硅的泥渣和碳分的纯碱返回到生料浆的配制过程,其基本原理如图 1-1 所示。

在如图1-1所示的氧化铝生产过程中,熟料的成分和质量对于整个工艺的技术经济效果有着十分重要的影响,其成分和质量决定了氧化铝的产量和质量;而配料作为烧结法氧化铝生产的第一道工序,配制的生料浆指标的好坏直接关系到熟料质量的高低。“配料是基础,烧结是关键”的思想已是广大科技人员的共识^[4]。生料浆的配制不仅仅是简单几种物料的混合,它直接关系到整个系统的碱平衡和水平衡。配制指标稳定的高质量生料浆不仅可以简化工艺、节约能耗、提高熟料质量,为企业带来巨额的经济效益,而且对整个氧化铝工业的稳定高产具有重要意义。因此稳定生料浆成分和质量不容忽视。

目前,在中铝集团中州分公司氧化铝生料浆配制过程中,往往原料的质量或成分是无法改变的,但预先可确定,为了保证生料浆的质量(或成分)满足工艺要求,主要依靠调整各种原料的配比来达到。但由于在配制生料浆的原料中有从后续工艺返回的硅渣和碳分母液,它们的成分检测具有大滞后性,而且硅渣的成分含量波动非常大,本身结构也很复杂。这种情况造成了配料算法公式无法正确使用,精确配比难以得到。现在,在烧结法氧化铝配料过程中只能采用简单的经验算法得到一个非常粗略的配比,然后在根据实际生产情况,通过移动平均值算法^[5],用工人的个人经验进行相应的调整,造成了下料配比不够准确、工艺流程

复杂，生料浆指标波动大，一次入槽合格率低的结果。从而导致原料的配比很难及时调整，产量和质量波动大，以致配制的生料浆必须经过三次调配才能达标，造成了人力物力的大量浪费。因此，该公司急待通过过程优化挖潜增效，以便达到简化工艺、降低能耗、提高烧结法氧化铝竞争能力的目的。

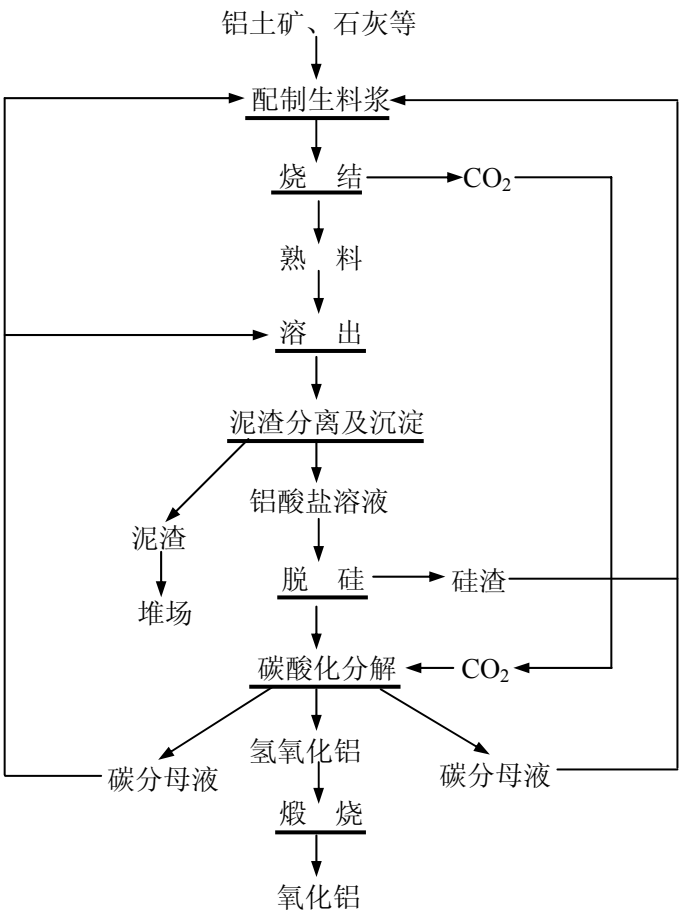


图1-1 烧结法氧化铝工艺流程

因此，中州铝厂和中南大学信息科学与工程学院合作，共同研究开发“氧化铝生料浆优化配料专家系统”项目。该课题旨在原有集散控制系统的基础上，基于经验数据和专家知识，综合冶炼机理分析及人工智能等方法，结合生料浆的指标要求，建立质量预测模型和规则模型；然后采用基于模型的专家系统实现烧结法氧化铝生料浆优化配料，即生料浆配比准确计算，从而稳定生产，甚至实现简化配制工艺的目的。

在本课题的开发过程中，主要着重解决以下几个方面的问题：

(1) 建立质量预测模型。由于整个配比优化过程是基于预测模型的，预测模型的精度直接影响着配比的优化结果，所以必须建立生料浆的质量预测模型。但在配料的原料中，碱液的成分检测存在严重的滞后性，且成分波动很大，直接影响到生料浆的各个质量指标，所以在建立生料浆质量预测模型之前，必须先对碱

液成分含量进行预测。

(2) 优化配比。本课题的主要目的是给生产提供各原料的最优配比，从而提高氧化铝生产的稳定性，所以在给出了生料浆的质量指标后，根据各单种物料的质量情况以及配料生产过程的历史数据和有关经验，结合生料浆质量预测模型，优化满足质量指标的配比。

(3) 数据通信。为了利用现有的 DCS 控制系统，实现对各物料配比的精确控制和监视，解决优化系统与 DCS 系统的通信问题是必须的。

(4) 综合信息管理。提供每天的配料生产统计数据的输入、修改和显示、计算以及打印操作，并提供生料浆质量和熟料质量的统计数据 and 曲线。此外，所有生料浆配制过程的数据和有关参数均以数据库文件的形式存贮在专家优化系统中。

本文的主要任务是通过建立生料质量预测模型实现配比的优化控制，因此第(1)项是本文的研究重点，即建立生料浆质量预测模型。

1.2 工业过程建模的国内外研究现状

模型作为控制对象本质特性的抽象化描述，是优化控制系统的关键环节，其精度和应用范围直接影响到在线优化的结果^[6]。由于客观世界中实际系统的复杂性和多样性，建模的具体方法和模型的具体形式是千差万别的。目前，国内外关于工业过程建模的方法很多，主要有传统建模、智能建模和一些新兴的建模方法。

传统的建模方法包括机理模型和系统辨识^[7,8]。机理建模是在工艺机理分析的基础上，依据物料平衡、热量平衡、动力学、热力学等理论建立的类似于方程式的模型。机理建模是对过程的严密描述，能反映系统的主要规律，是实际系统的近似。但机理模型在很大程度上依赖于科研和工程开发人员对实际工业过程的理论和化学、物理过程原理认识，而由于实际生产过程的复杂性和不确定性，对于工业过程的认知总是有限的，因此建立严格的机理模型十分困难。系统辨识通过对所研究工业过程输入与输出关系的观测，基于一组给定的模型类，用参数估计方法确定与所测过程等价的模型。系统辨识的关键是模型类的确定以及参数估计方法，已成功应用于系统辨识中的参数估计方法主要包括极大似然法、最小二乘法、辅助变量法和随机逼近法等。然而由于有限的几种非线性模型类无法满足千变万化的非线性过程，因此系统辨识用于非线性工业过程建模的精度不够理想。

智能建模方法^[9, 10]是将人工智能、神经网络、模糊逻辑、模式识别等智能化技术和理论用于工业过程建模的方法，它主要包括专家经验、神经网络^[11, 12]、

模糊逻辑^[13, 14]、模式识别等方法。专家经验方法依靠专家系统获取的经验知识对生产过程进行描述,不仅可以处理定性和启发式的知识信息,而且可以处理多变量、非线性、强耦合等复杂关系。专家系统具有较强的解释功能,通过专家经验模型可以很容易得到对工业过程的机理与本质的认知。模糊技术也根据经验知识对过程进行描述,采用模糊推理方法能很好地处理生产过程中存在的大量不确定性信息。人工神经网络不仅可以任意逼近非线性函数,且具有大规模并行处理、知识分布存储、自学习能力强、容错性好等特点,在复杂工业过程建模中倍受青睐^[1, 6]。由于具有上述优点,智能建模方法在工业过程建模中已被广泛应用,并取得不错的效果。然而智能建模方法尚不完善,在模型的预测精度、学习能力、模型的复杂度方面还存在问题。例如,专家系统存在知识获取的瓶颈,由于知识不完备,加上专家经验模型的学习能力差,推理能力弱,所以模型的精度不高;模糊技术也存在知识获取的瓶颈,该方法在确定规则数、模糊隶属度函数时需要有效数据的附加信息或先验知识,而这些信息有时并不容易得到;神经网络是一种基于生产数据的黑箱模型,模型不具透明性,不能揭示过程的机理。另外,神经网络对训练样本的选择和需求量大,若网络输入较多,网络结构复杂,训练耗时,且收敛速度慢。由于存在上述问题,对于存在非线性、不确定性、大时滞、参数分布性和时变性等复杂内在机理的工业过程,某一种智能建模方法都难以完全满足综合化、复杂化的工业过程控制要求。

为了解决上述工业过程建模方法所存在的问题,近几十年兴起了一些新的建模方法,例如灰色建模和智能集成建模。

灰色系统理论^[15-19]是八十年代发展起来的一门新科学,其灰色模型 GM(1,1)已应用于工程技术、社会、经济、农业、生态、环境等各种系统的预测中。它主要通过对“部分”已知信息的生产、开发,提出有价值的信息,实现对系统运行规律的正确描述和有效控制。灰色系统建模是针对系统行为数据、内在关系进行挖掘量化的方法,是内涵外延、外延内涵均取的一种以数找数的方法,从系统的一个或几个离散数列中找出系统的变化关系,试图建立系统的连续变化模型。这种建模方法最大的特点是建模所需数据少,辨识参数少,而且不存在误差积累问题,能较好地反映系统的实际状况,特别适合贫信息系统中的时间序列预测。

智能集成建模^[20, 21]是指将两种或两种以上的方法,按一定的方式进行集成后用于实际对象抽象描述的过程,其中,以上这些方法中至少有一种为人工智能、神经网络、模糊逻辑、专家推理和遗传算法等智能方法。智能集成建模方法针对实际工业过程的具体情况,将多种建模方法结合起来,取长补短,克服单一建模方法本身存在的问题,在处理复杂过程信息方面颇具优势。目前,包括专家系统,模糊逻辑和神经网络在内的智能控制技术在处理多变量、非线性、定性和半定性

的信息方面已经表现出诸多优越性。这些智能技术与传统建模技术结合用于复杂工业过程的建模也在实际中取得了相当的成功。例如,万维汉等人由基于生产历史数据的模糊神经网络和反映生产专家经验知识的模糊模型共同建立了镍闪速熔炼过程模型^[22];徐国林等人对连铸过程二次冷却控制中的神经网络预测模型进行了研究^[23];Kodkinen J.等人建立了由基于语义方程的模糊模型和模糊神经网络串联组成的旋转干燥窑模型等^[24],Wu M^[25]等根据配煤过程机理和生产经验建立了配煤过程专家控制模型,取得了相当好的效果。

由于复杂工业过程普遍具有多变量、非线性、强耦合、时变时滞及不确定性等特点,这些特点造成任何一种单一的方法都难以实现复杂过程的有效建模。所以,多种方法相结合成为解决复杂过程建模问题的一种有效方法。随着建模理论的不完善,综合多种建模方法在实际工业过程的建模中将发挥更大的优势。

1.3 研究内容

烧结法氧化铝配料是一个存在诸多不确定性的复杂工业过程,这些不确定性和复杂性给生料浆质量预测模型的建立带来了很大的困难,用单的任何一种方法都难以实现准确建模,为此必须综合多种建模方法,取长补短,才能建立生料浆质量预测模型,进行整个过程的优化设计。因此,本文以烧结法氧化铝生料浆配料过程为研究背景,以该过程中的生料浆质量预测及工程应用为研究重点,提出了“氧化铝生料浆质量预测及应用研究”的硕士论文课题。课题研究内容主要包括以下几个方面:

- (1)生料浆质量影响因素分析;
- (2)硅渣成分含量预测模型研究;
- (3)碱液成分含量预估模型研究;
- (4)生料浆质量预测模研究;
- (5)质量预测模型应用研究及软件设计;
- (6)用 Visual C++作为开发工具,在 Windows 环境下,设计友好用户界面,编写优化程序。

1.4 论文结构

根据 1.3 节的课题研究内容,本文主要从方法研究和应用研究两大方面介绍课题的研究成果,论文结构安排如下:

本文首先介绍了生料浆配料在整个氧化铝生产中的重要意义及课题来源,并

结合当前配料过程存在的问题，阐明了建立生料浆质量预测模型的重要性；然后介绍了工业过程建模方法的研究现状，概括了本文的研究内容和结构，对全文有提纲挈领的作用。

第二章详细介绍烧结法氧化铝生料浆配料的工艺流程及质量指标；然后结合中州分公司烧结法氧化铝配料的生产情况，分析在配料过程中生料浆质量指标的影响因素及存在的问题；最后提出分步建立质量预测模型的建模思路。

第三章建立硅渣成分含量预测模型和碱液成分含量预估模型。首先，根据神经网络的黑箱特点，对碱液槽内的返回硅渣成分含量建立神经网络预测模型；然后将根据碱液槽和碱液泵的工作情况，结合流体力学的知识，通过机理分析，建立碱液的预估模型。

第四章主要是在碱液成分含量可预估的基础上，建立了生料浆质量预测模型。首先基于物料平衡原理建立机理模型；然后根据灰色模型具有计算量少，且可获得较高的短期预测精度的特点，对机理模型的偏差建立 GM(1,1)模型，用来补偿机理模型造成的偏差，最终将机理模型与 GM(1,1)模型进行并行求和，实现生料浆质量的准确预测。

第五章介绍质量预测模型在烧结法氧化铝生料浆优化配料专家系统中的应用方法及工业效果，并从软件方面介绍数据通信的实现和数据库等技术。

最后为结论与展望，对生料浆质量预测模型的研究及应用予以总结，并结合发展要求和趋势，指出下一步的工作重点。

第二章 生料浆配料工艺简介及分步建模思路的提出

在烧结法生产氧化铝的过程中，配制生料浆是第一道工序。其主要目的是将铝土矿和石灰等原料按一定的配比，通过湿磨配制成合格的生料浆，以保证熟料的烧结质量。配料过程是一个存在大滞后，大惯性，强耦合，多变量的复杂工业过程，加上成分检测滞后和返回碱液的影响，配比难以及时调整，料浆指标波动大，生产流程长。为了能够建立合理的预测模型，实现配比的优化控制，首先必须对生产工艺有深刻的认识。本章简要介绍配料生产工艺及质量指标，详细分析配料过程存在的问题及生料浆指标的影响因素，并在此基础上，提出分步建立质量预测模型的新思路。

2.1 配料过程工艺流程

在烧结法氧化铝的配料过程中，配制生料浆的原料主要有：铝土矿、石灰(或石渣)、生料煤、碱粉(纯碱)、返回碱液以及生产过程中进入的污水等。其中铝土矿包括普矿和高铝矿、高铁矿、低铝矿三种调整矿；返回碱液是后续工艺返回的碳分母液和硅渣的混合浆液。它们的化学成分主要是氧化铝、氧化硅、氧化铁、氧化钙、氧化钠和固定碳等。

目前，中铝集团中州分公司的配料工艺流程如图 2-1 所示，配制合格生料浆主要分为调整配比和三次调配两大过程，分别有四个工作岗位(饲料岗位、磨房岗位、槽上岗位、值班长岗位)完成。

(1)调整配比。调整配比有饲料岗位和磨房岗位负责，饲料岗位主要负责固体物料的下料，磨房岗位主要负责碱液的流量和磨机的开停。在配制生料浆的过程中，饲料岗位工作人员根据槽上岗位下达的 C 指令(C 指令指生料浆干物中 CaO 的百分含量)和入磨物料成分，确定各种固体物料下料量，并稳定下料量，另还根据磨工通知及时调整和稳定下料量，包括补充碱粉保证碱平衡；磨房岗位在 N 指令(N 指令指生料浆干物中 Na_2O 的百分含量)指标下，调整碱液量或下达调整下料量通知来控制稳定和生料浆水分，另还结合细度和磨机状况，稳定磨机产能。配比调整后，各原料按一定的配比送入管磨机进行湿磨，然后经溜槽混合，流入缓冲槽。缓冲槽共有六个，其中 1#、2#、3#管磨机磨制的生料浆混合后流入三个西缓冲槽，而 4#、5#、6#管磨机磨制的生料浆混合后流入三个东缓冲槽，准备进行生料浆的三次调配。

(2)三次调配。由于配比调整的滞后，从管磨机出来的生料浆往往难以满足指标要求，一般要进行三次调配才能合格。生料浆的三次调配过程主要有槽上岗位负责，槽上岗位工作人员根据入磨物料成分及返回物料量不同，通过生、熟料指标的对应关系分析，针对熟料指标要求，结合当前生料浆成分情况，确定入 A、B、K 槽的料浆指标，并向饲料、磨房岗位下达 C 和 N 指令。三次调配的过程为：六个缓冲槽内的生料浆通过缓冲泵打到 A 槽分料箱内，进行第一次调配，然后分配到 16 个 A 槽中；若 A 槽中的生料浆质量相互间有波动，但通过相互混合可基本满足质量要求，则将几个 A 槽的生料浆相互混合后入 B 槽，进行二次调配；对于 24 个 B 槽的生料浆，通过三次调配进行微调后可基本认为合格，送往熟料窑烧结。

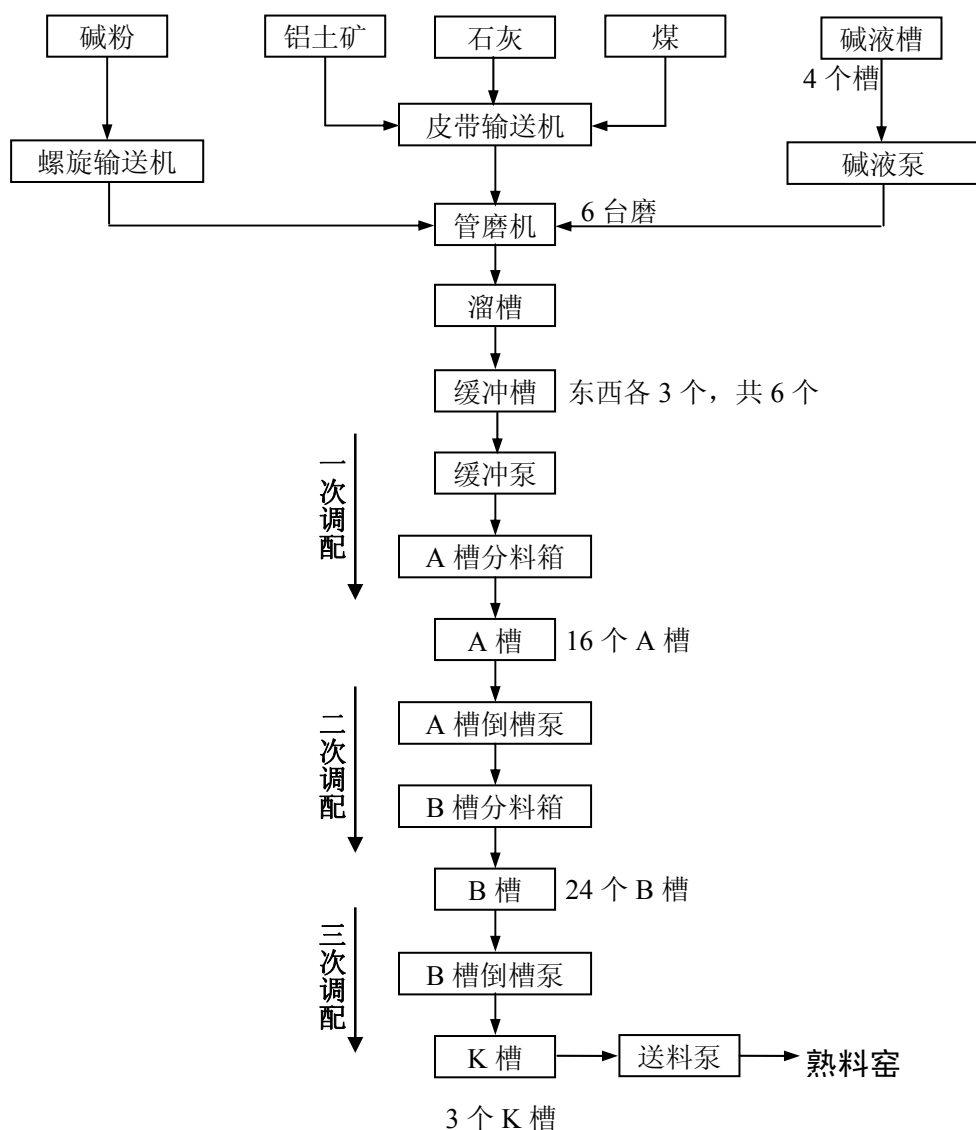


图 2-1 配料工艺流程图

由此可见,配制合格生料浆的过程是非常复杂的。由于化学成分检测的滞后,从管磨机出来的生料浆合格率低,所以必须进行三次调配。这不仅使配料过程复杂,而且增加了生产能耗。为此,必须通过对配料过程的优化,缩短工艺流程,降低能耗,提高企业经济效益。

2.2 生料浆的质量指标

生料浆配制的质量指标主要有碱比[N/R]、钙比[C/S]、铝硅比 A/S、铁铝比[F/A]、水分(H₂O%)、固定碳等。

1、碱比[N/R] 指生料浆中 Na₂O 对 Al₂O₃ 和 Fe₂O₃ 的分子比(摩尔比)。碱比是根据生产实践确定和调整的,若生成饱和生料,则碱比应为 1±0.02,这样烧成后的熟料的碱比略微小于 1,从而可获得最好的氧化铝溶出率和最小的碱耗。碱比的计算公式如下:

$$[N/R] = \frac{[Na_2O]}{[Al_2O_3] + [Fe_2O_3]} = \frac{\frac{1}{62} \sum Na_2O}{\frac{1}{102} \sum Al_2O_3 + \frac{1}{160} \sum Fe_2O_3} \quad (2-1)$$

式中[Na₂O]、[Al₂O₃]、[Fe₂O₃]分别表示 Na₂O、Al₂O₃ 和 Fe₂O₃ 的摩尔数; 62、102、160 分别为 Na₂O、Al₂O₃ 和 Fe₂O₃ 的分子量; $\sum Na_2O$ 、 $\sum Al_2O_3$ 、 $\sum Fe_2O_3$ 分别表示生料浆中 Na₂O、Al₂O₃ 和 Fe₂O₃ 的质量总和。

2、钙比[C/S] 指生料浆中 CaO 对 SiO₂ 的分子比(摩尔比)。钙比也是由生产情况确定的,一般应保证生成熟料的钙比为 2.1 左右,这样才能保证氧化钙基本和原料中的二氧化硅相结合成不溶性硅酸二钙。钙比的计算公式如下:

$$[C/S] = \frac{[CaO]}{[SiO_2]} = \frac{\frac{1}{56} \sum CaO}{\frac{1}{60} \sum SiO_2} \quad (2-2)$$

式中[CaO]、[SiO₂]分别表示 CaO 和 SiO₂ 的摩尔数; 56、60 分别为 CaO 和 SiO₂ 的分子量; $\sum CaO$ 、 $\sum SiO_2$ 分别表示生料浆中 CaO 和 SiO₂ 的质量总和。

3、铝硅比 A/S 指生料浆中氧化铝和氧化硅的重量之比。生料浆要保证烧结后熟料的铝硅比在 2.8 左右,否则过高过低的生料浆会给烧结带来困难,另外,熟料溶出率随熟料铝硅比的降低而降低。铝硅比的计算公式如下:

$$A/S = \frac{\sum Al_2O_3}{\sum SiO_2} \quad (2-3)$$

式中 $\sum Al_2O_3$ 和 $\sum SiO_2$ 分别表示生料中 Al₂O₃ 和 SiO₂ 的总重量。

4、铁铝比[F/A] 指生料浆中 Fe₂O₃ 和 Al₂O₃ 的分子比(摩尔比)。铁铝比是生料浆重要参考指标之一,一般认为控制在 0.080 左右为宜。铁铝比的计算公式为:

$$[F / A] = \frac{[Fe_2O_3]}{[Al_2O_3]} = \frac{\frac{1}{160} \sum Fe_2O_3}{\frac{1}{102} \sum Al_2O_3} \quad (2-4)$$

式中 $[Fe_2O_3]$ 、 $[Al_2O_3]$ 分别表示生料浆中 Fe_2O_3 和 Al_2O_3 的摩尔数， $\sum Fe_2O_3$ 和 $\sum Al_2O_3$ 分别表示生料浆中 Fe_2O_3 和 Al_2O_3 的质量总和。

5、水分 指生料浆中的水分与生料浆总重之比。生料浆中水分的多少直接关系到烧结窑的操作及窑的产能和煤耗，水分从 41%降到 38%，可使大窑产量增加 10%，但降得太低，会造成输送上的困难和使喷枪口阻塞，一般要求水分小于 40%。水分的计算公式如下：

$$(H_2O) = \frac{G_{H_2O}}{G} \times 100\% \quad (2-5)$$

式中 G_{H_2O} 表示生料浆中水的重量， G 表示生料浆的总重量。

6、固定碳 指生料浆中碳含量与干生料总重的百分比。生料浆中固定碳的控制通过控制生料浆中煤的加入量实现，主要为了在烧结窑中造成一氧化碳的还原气氛，有利于硫酸钠的还原，从而将有害的硫酸盐转化为二价硫化物在赤泥分离中排除。计算公式如下：

$$\text{固定碳} = \frac{G_C}{G_{\text{干生料}}} \times 100\% \quad (2-6)$$

式中 G_C 表示生料浆中碳的重量， $G_{\text{干生料}}$ 表示生料浆中干物的重量。

在所有的指标中，铝硅比和铁铝比是非常重要的指标，其数值有原矿品位所决定；水分、细度和固定碳含量三项指标比较易于确定。碱比和钙比为配料过程中需要确定的两项最重要的指标。碱比等于 1，钙比等于 2 为饱和配方；高钙配方和高碱低钙配方，都是与饱和配方相比较而言的。从理论上讲碱比等于 1，钙比等于 2 的饱和配方具有最好的烧结效果。以各种氧化物的化学试剂配料进行的实验室研究也证明了这一点^[26]。但由于在生料浆烧结成熟料的过程中燃料(煤)的灰分大部分进入熟料，并发生飞扬等机械损失，所以生料的碱比、钙比、铝硅比以及铁铝比必须作出一定的修正。此外，由于熟料的实际组成复杂，在烧成过程中发生的反应也十分复杂，因此在生产实际中生料浆各指标的最佳值是根据实践经验来确定的。

2.3 配料过程存在的问题

生料浆质量的好坏直接关系到熟料质量的高低，甚至会影响整个生产的平衡

和最终产品的质量。但生料浆的配制是一个复杂的过程，不确定性的影响因素很多，在现有的生产条件下，为了保证生料浆的质量，必须采取如图 2-1 所示的复杂的工艺流程。从节能优化的角度来看，这种配料方式存在许多问题；同时配料过程本身也存在一些问题，可归结如下：

(1) 成分检测滞后。由于料浆成分的影响，对生料浆的检测无法实现快速在线分析，只能采取先取样再分析的慢方法。一般从取样到得到分析结果大概需要 90 分钟，在交接班时间可能需要四个小时的时间，所以成分检测存在严重的滞后性，难以实时指导生产。

(2) 硅渣和碳分母液的分析时间间隔长且波动大。硅渣是脱硅工艺产生的钙、钠硅渣和碳分工艺产生的碳分母液的混合浆液，返回到配料工艺后存贮在硅渣槽内。对槽内的硅渣每隔 2 小时才取一次样，90 分钟后才能得到分析结果，但该样所代表的浆液 30 分钟后就已经流入管磨机参与配料了，所以检测结果严重滞后，不能及时地指导生产。而且，硅渣中各种有效成分的百分含量波动大、随机性大，没有一定的规律可循，给及时、准确地调整配比带来很大的困难。

(3) 碱液成分未知。返回的硅渣和碳分母液分别存贮在硅渣槽内和碳母槽内，在进入管磨机参与配料之前，它们还要进行再次混合，在生产中混合后的浆液称为碱液。目前，对于碱液的成分没有检测，而且碱液中两种液体的混合比例不知，碱液流量难以调整。

(4) 配比调整滞后、调整幅度难以控制。各种原料按一定的配比送入管磨机，大约二十分钟后才进入 A 槽，灌满一个 A 槽大约需要一个小时；然后等到整点取样，90 分钟以后得到分析结果，即当前 K 时刻得到的生料浆成分大约对应 $K-3$ 时刻的配比。另外，灌满一个 A 槽所需的时间和开磨台数有关，一般开三台磨以上一个小时就可以灌满一个槽，否则需要更长的时间；而且在槽满时，一般不会碰巧是整点，这两种情况都会使整个配料过程具有更大的滞后性。在这种存在大滞后的配料过程中，配比的调整也必然是滞后的；而且由于没有计算配比的精确的数学公式，配比调整的幅度很难掌控，操作工只能凭个人主观经验，按照“宁过勿欠”的原则，对配比进行大幅度的调整，结果造成了 A 槽生料浆指标忽高忽低，难以实现稳定生产。

(5) 指标耦合性强。从上 2.2 节中指标的计算公式可以看出，各工艺指标间是相互关联的，对一个指标的调整势必影响到其它的指标，比如要提高碱比，可以调大碱液的流量，但同时会降低铝硅比和钙比，也会使提高生料浆的含水量，因此在根据指标要求调整配比时，必须对各指标进行综合考虑，才能使配比合理。但由于在实际配料过程中存在许多未知因素和不确定性，调整配比时，很难对各个指标的同时兼顾。

(6) 流程复杂、能耗大。在现有的生产状况下, 为了给熟料窑提供合格的生料浆, 磨制的生料浆必须进行三次调配。配制的生料浆在 16 个 A 槽、24 个 B 槽和 3 个 K 槽之间不断地进行组合倒槽, 最终送出合格的生料浆烧结成熟料。这样长的流程及反复的选槽倒槽, 必然会增加流程的复杂性和能量的消耗。

(7) 工人计算量大。配料过程需要处理大量的数据, 数据量大已经是配料的一个特点, 工人除了要对这些数据进行分析外, 还要进行大量的计算。首先每个槽(16 个 A 槽和 24 个 B 槽)的料浆成分检测结果出来后, 要把其代入公式计算各指标值; 还要根据所有 A 槽的成分, 进行选槽计算, 也就是把所有的 A 槽进行排列组合, 然后计算出各个组合的平均指标并进行比较, 从而找出最优组合倒入 B 槽, 进行生料浆的二次调配; 同样, 对于 24 个槽也要进行同样的选槽计算, 选择最优组合倒入 K 槽, 进行三次调配; 另外, 每倒一批槽(一批 A 槽和一批 B 槽)都要对其按体积进行加权计算, 算出各成分含量的平均值及各指标的平均值。可见, 配料过程的计算量是很大的, 要改善这种情况, 就必须对配比进行优化, 进而简化工艺。

针对配料工艺的实际情况, 对每个问题进行深入分析可知, 要解决所有的问题, 可行的方法就是建立原料成分预测模型和生料浆质量预测模型, 及时、准确地优化配比以提高生料浆的质量。如果管磨机磨制出的料浆是合格料浆, 就可以直接送到熟料窑烧结, 而不用经过三次调配过程, 从而达到减少计算量、简化工艺、降低能耗的目的。

2.4 影响生料浆质量的因素分析

要准确地建立生料浆质量预测模型, 进行优化控制, 提高生料浆一次入槽合格率, 就必须对影响生料浆质量的各种因素进行分析研究。在实际的生产过程中, 影响生料浆质量的因素很多, 主要影响因素有原料成分、配比、外界工况和成分检测等。

配料是以各种原料的化学成分为基础的, 所以原料成分的稳定是整个配料中极为重要的一环^[26]。铝土矿、石灰、煤和纯碱中各种化学成分含量比较稳定, 而碱液中化学成分波动比较大。铝土矿主要影响生料浆的铝硅比; 石灰主要影响钙比; 由于煤中的主要化学成分是碳, 其它物质含量很小, 所以对生料浆指标的几乎没有影响; 碱粉主要是对流程进行补碱, 调整生料浆的碱比; 而碱液主要调整生料浆的水分和碱比, 但由于碱液中含有影响指标的各种有效成分, 所以通过碱液调整某个指标时势必会造成其它指标的变化, 即碱液成分的变化会使生料浆的每个指标值发生变化。但由于成分检测的滞后, 无法准确判断碱液对生料浆质

量的影响趋势，所以对碱液量的调整是一个滞后的过程。为此，必须对碱液成分含量建立预测模型，预测碱液成分的变化趋势，及时调节碱液流量。

在生料浆的配制过程中，往往原料的质量或成分是无法改变，但预先可确定，为了保证生料浆的质量（或成分）满足工艺要求，主要依靠调整各种原料的配比来达到。可见，配料比是生料浆配制过程中需控制的主要参数。准确的配比可以磨制出高质量的生料浆，稳定生产指标；反之，粗略的配比只能磨制出低质量生料浆，造成生产指标的波动。可以说，配比的好坏直接决定了生料浆质量的高低。

另外，外界工况的变化也会影响生料浆的质量，这些变化大多是不确定的，很难进行定量分析。比如管磨机的运行状况、排污水的情况、甚至天气情况等一些不确定的外界因素都会或多或少地影响生料浆的质量。这些因素具有很大的随机性，并且对生料浆质量不起决定性的作用，所以在建立质量预测模型时，可以通过对模型的补偿和修正来消除它们的影响。

除了通过烧结熟料反馈的信息检测生料浆的质量之外，生料浆的成分分析检测结果可以直接地检测生料浆质量的好坏。准确的检测结果可以正确的指导生产，配制指标稳定的生料浆；而错误的检测结果将误导生产，易造成指标频繁波动。

在建立生料浆质量预测模型的过程中，必须分析各因素对生料浆质量的影响程度，充分利用主要因素的信息，建立准确的预测模型，以达到提高生料浆的质量、稳定生产的目的。

2.5 分步建模思路的提出

通过前面对配料过程的介绍及分析，可知生料浆的配制过程主要为物理变化，所以可以基于物料平衡的原理建立一个粗糙的机理模型，作为质量预测模型的主规律模型，然后利用其偏差时间序列建立 GM(1,1)补偿模型，以补偿不确定因素和未知因素带来的偏差。

由于基于物料平衡建立的质量预测模型，其输入量除了原料的下料量，还有各种原料的成分及含量，即利用质量预测模型进行预测时，除了需要知道原料下料量外，还要知道原料的成分及含量。而在配料的原料中，固体物料的成分及含量比较稳定，可以通过成分检测获得；但碱液成分含量波动很大，在现有的条件下难以进行实时检测，所以必须对碱液成分含量进行预估。

碱液是返回硅渣和返回碳分母液的混合物，两种返回液中，碳分母液的成分含量相对较稳定，硅渣的波动较大，同样难以实时检测，所以要预测碱液的成分

含量首先要建立硅渣成分含量的预测模型。

因此,根据对氧化铝配料过程的分析和实际生产工艺情况,本文提出了分多步建立生料浆质量预测模型的方法。第一步首先建立硅渣成分含量预测模型;然后,建立碱液成分含量预估模型,并将硅渣成分含量预测模型的输出作为预估模型的输入;第三步根据物料平衡原理建立机理模型,其中碱液预估模型的输出作为它的一个变化参数;最后将机理模型与偏差补偿模型进行并联求和,以提高模型预测精度,实现生料浆质量指标的预测,模型结构如图 2-2 所示。

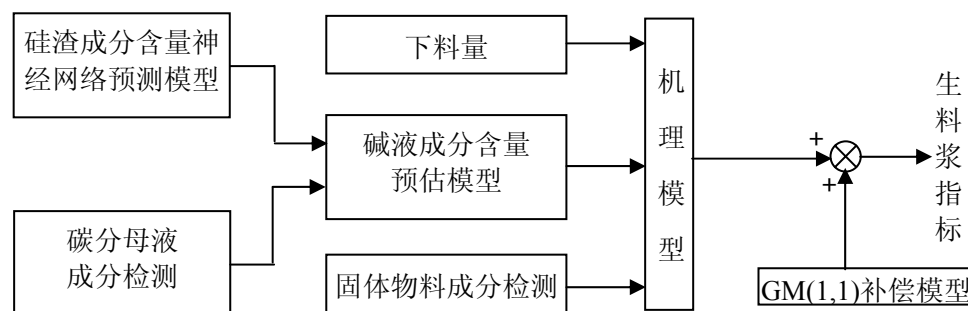


图 2-2 生料浆质量预测模型框架图

2.5.1 硅渣成分含量预测

在烧结法氧化铝的生产过程中,为了减少氧化铝的损失,将脱硅工艺产生的钙钠硅渣返回到配料段,然后回收其中的氧化铝。由于硅渣本身粘稠、流动性差,所以需要用从碳分工艺返回的碳分母液稀释,然后再通过硅渣管一起返回。稀释过程中,硅渣和碳分母液的混合比例是随机性的,并且两者会发生复杂的化学反应,所以混合液中各种化学成分的含量波动很大,且难以用传统的手段实现成分的实时预测。本文根据历史数据的特点,对硅渣成分含量建立神经网络预测模型,成功地实现了硅渣成分含量变化趋势的实时预测。

2.5.2 碱液成分含量预估

从碳分工艺返回的碳分母液,少部分在脱硅工艺稀释硅渣,大部分直接返回到配料段的碳分槽;然后再和硅渣槽内的硅渣混合成碱液,其混合比例主要由碱液泵的位置决定(第三章将详细介绍)。碱液的主要化学成分有氧化钙、氧化钠、氧化硅、氧化铁、氧化铝和水等,根据生料浆的指标计算公式,碱液的变化会对所有的指标造成波动。第三章根据生产现场碱液槽和碱液泵的工作情况,利用流体力学知识进行简化分析,建立了碱液成分含量的预估模型。

2.5.3 生料浆质量预测

预测生料浆质量指标是本文的主要任务,目前用于冶炼过程质量预测的主要

是机理模型和补偿模型集成的建模方法。机理模型在一定程度上可反映实际生产状况，但往往依赖对过程机理的掌握程度，且含有大量假设与统计信息，精度不高。所以可以采用其它合适的建模方法，对机理模型的偏差进行预测，实现不同模型之间的互补，以提高模型精度。基于氧化铝配料过程复杂性、成分预测模型精度以及配料计算对数据的完备性要求的考虑，本文综合经验机理模型与GM(1,1)的优势，采用并联形式将两者有机结合，实现生料浆质量可靠、准确的预测。

2.6 小结

本章以烧结法氧化铝生产过程为背景，详细介绍了配料工艺流程和生料浆指标；然后对配料过程存在的问题和生料浆质量的影响因素进行了阐述和分析；最后针对当前配料的现状，提出了质量预测模型的建模方法及模型结构。

第三章 硅渣成分含量预测及碱液成分含量预估

由上一章的分析可知,生料浆质量预测模型可基于物料平衡的原理建立。该模型的输入变量是原料中各种化学成分的含量及其下料量,输出是生料浆的质量指标。也就是说,要预测生料浆的质量指标,必须知道各原料的化学成分含量及其下料量。固体物料(包括铝土石、石灰、生料煤和碱粉)的成分比较稳定,可以通过化学分析的手段得到其中所含有的化学成分及含量,下料量可以通过皮带称进行控制;碱液的流量可以通过碱液流量计获得,但碱液成分波动大,而对其进行化学分析的过程是滞后的。所以,预测碱液成分就成为预测生料浆质量很关键的一步。碱液是硅渣和碳分母液的混合物,在配料段每2小时取一次样进行化学分析。其中,碳分母液的成分相对稳定,硅渣的成分波动较大,而且由于现有检测手段的滞后性,无法得到其成分的实时数据。所以,本章中对碱液成分的预测分两步:首先对硅渣槽内的硅渣建立预测模型进行成分含量预测;然后根据碱液槽和碱液泵的工作情况,对碱液成分进行预估。

3.1 硅渣成分含量的神经网络预测模型

3.1.1 硅渣成分含量的数据分析

硅渣是脱硅工艺产生的钙钠硅渣和碳分工艺产生的碳分母液的混合浆液,其混合比例无法检测,且具有很大的随机性,且混合之后两者之间会发生复杂的化学反应。目前,在脱硅工艺段,钙钠硅渣的成分每8小时才检测一次,检测结果滞后十几个小时。所以,在现有工艺的情况下,很难从脱硅工艺和碳分工艺获得预测硅渣成分含量的数据信息。

在配料工序段,硅渣每2小时取一次样,主要检测水分、氧化钙、氧化钠、氧化硅、氧化铁和氧化铝等化学成分的含量。一般从取样到得到检测结果大约需要90分钟的时间,而该样所代表的硅渣大约经过半个小时就进入管磨机进行配料了,所以检测结果对生产的指导是滞后的。但这些历史数据是按时间顺序排列的序列,表现着硅渣成分变化的动态过程,所以必然蕴含着硅渣成分变化的信息。故可以通过利用大量的历史数据,建立硅渣成分含量的预测模型。

而大多数传统的时间序列预测模型一般都线性的,如自回归模型(AR)、滑动平均模型(MA)、自回归滑动平均模型(ARMA),对于硅渣成分含量这种多因素、非线性的时间序列,很难建立预测模型。人工神经网络作为非线性时间序列建模的一种有力工具,已经被用来解决非线性时间序列的预测问题^[27]。神经网络是试图模拟生物神经系统而建立起来的自适应非线性动力学系统,具有可学习性和并

行计算能力,可以实现分类、自组织、联想记忆和非线性优化等功能。由于时间序列预测可以理解作为一种由历史记录计算未来趋势的数学映射问题,因此具有映射逼近能力的神经网络在解决预测问题时得到了应用^[28]。

把大量的神经元通过一定的拓扑结构连接起来,就形成了神经网络。其基本结构有两类:

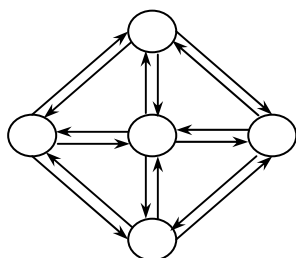


图 3-1(a) 相互结合型结构

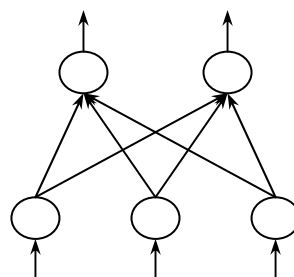


图 3-1(b) 层状结构

(1)神经网络内的神经元之间均是互相连接的,构成图 3-1(a)所示的相互结合型神经网络。

(2)分层型网络结构,如图 3-1(b)。表示信息自下而上的传递过程。

人工神经网络吸取了生物神经网络的许多优点,其固有的特点:

(1)高度的并行性

人工神经网络是由许多相同的简单处理单元并联组成,信息处理是在大量处理单元中并行而又有层次地进行,运算速度快,有很强的信息处理能力。

(2)高度的非线性全局作用

每个神经元接受大量其它神经元的输入,并通过并行网络产生输出,影响其它神经元,实现了从输入状态到输出状态空间的非线性映射。

(3)良好的容错性与联想记忆功能

神经网络通过自身的网络结构能够实现对信息的记忆,而所记忆的信息是存储在神经元之间的权值中。从单个权值中看不出所储存的信息内容,因而是分布式的存储方式,使得网络具有良好的容错性。

(4)自学习和自适应能力

通过训练和学习来获得网络的权值与结构,呈现出很强的自学习能力和对环境的自适应能力。

由于人工神经网络具有的上述特点,及神经网络具有可逼近任意非线性函数的能力,因此,神经网络非常适合于非线性系统建模。为了减少神经网络的训练难度,本章采用多输入单输出的网络结构,对每种成分都建立一个神经网络预测模型。

3.1.2 基于关联度分析的输入变量选取

烧结法氧化铝生料浆配料过程异常复杂,影响硅渣成分含量的不确定因素很多。在建立预测模型时,不可将所有影响因素都作为模型的输入,要建立合适的神经网络预测模型,必须首先选取合适的输入变量。下面结合生产经验,以预测氧化钙含量为例,通过定性定量分析,确定神经网络的输入变量。

(1)通过定性分析选取输入变量。

通过调研发现,硅渣中所检测的各种化学成分的含量相对比较稳定,所以各成分之间必然存在一种相互制约、相互协调的关系,也就是,要预测硅渣中某一化学成分的变化,除了考虑该成分本身的历史数据序列外,还应该考虑其它几种成分对它的综合影响。这就要求所建立的预测模型能同时利用多组时间数据的历史信息,反应出其它成分对某一成分变化的影响。因此,预测硅渣中氧化钙的含量除了考虑氧化钙本身的历史数据外,还应该考虑氧化钠、氧化硅、氧化铁、氧化铝及水分含量对它的影响。故可将氧化钙、氧化钠、氧化硅、氧化铁、氧化铝及水分含量的历史数据作为神经网络的输入变量。

(2)通过关联度分析确定输入变量个数。

通过定性分析可知,硅渣中几种化学成分的历史数据都可作为神经网络的输入变量,但取几个历史时刻数据为宜,可采用灰色理论中的关联度分析的方法确定。关联度分析可以研究各个作用因素与主行为因素之间关系的密切程度^[17]。因而可以通过计算各作用因子列与主行为因子列的关联度,从定量的方面来进一步确定神经网络输入变量的个数。在这里,可以选氧化钙含量的时间序列 x_1 为模型的主行为因素,而其它时间序列 $x_i (i = 2, 3, \dots, 6)$ 为作用因素。

根据参考文献[17], 对于一个因子集

$$X = \{x_i \mid i \in N, N = \{1, 2, \dots, m\}, m \geq 2,$$

$$x_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)),$$

$$x_i(k) \in x_i, k \in K, K = \{1, 2, \dots, n\}, n \geq 3\},$$

则有

$$\gamma(x_1(k), x_i(k)) = \frac{\min_{i \in N} \min_{k \in K} |x_1(k) - x_i(k)| + \xi \max_{i \in N} \max_{k \in K} |x_1(k) - x_i(k)|}{|x_1(k) - x_i(k)| + \xi \max_{i \in N} \max_{k \in K} |x_1(k) - x_i(k)|}, \quad (3-1)$$

ξ 称为分辨系数, 在 $[0, 1]$ 中取定的实数, 即 $\xi \in [0, 1]$, 一般取 $\xi = 0.5$ 。

$$\gamma(x_1, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma(x_1(k), x_i(k)) \quad (3-2)$$

其中 $\gamma(x_1(k), x_i(k))$ 为 x_1 为参照序列时, 序列 x_i 中的元素 $x_i(k)$ 与参考列中的元素 $x_1(k)$ 的灰关联系数, 可简记为 $\xi_{1i}(k)$; $\gamma(x_1, x_i)$ 为序列 x_i 与参考列的灰关联度, 可简记为 γ_{1i} 。灰关联系数和灰关联度都是大于 0 且小于等于 1 的实数, 数值越接近 1 (但不希望是 1), 表示关联性越强; 反之越弱。

现抽取一段时间内的硅渣成分检测数据 (见表 3-1), 以 x_1 为参照序列, 计算 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 、 x_6 五序列与 x_1 的关联度。

表 3-1 硅渣成分检测数据

取样时间	CaO	Na ₂ O	SiO ₂	Fe ₂ O ₃	Al ₂ O ₃	H ₂ O
21:00	6.60	35.50	5.23	0.58	12.87	50
23:00	15.40	14.97	13.38	1.26	27.20	50
1:00	14.00	18.12	12.94	1.23	25.42	54
3:00	12.58	25.39	9.45	0.96	21.09	57
5:00	7.85	31.22	6.95	0.78	15.30	51
7:00	8.30	28.42	9.24	1.00	18.46	56

由表 3-1 中的数据, 可得因子集 X 为:

$$x_1^{(0)} = (6.60, 15.40, 14.00, 12.58, 7.85, 8.30)$$

$$x_2^{(0)} = (35.5, 14.97, 18.12, 25.39, 31.22, 28.42)$$

$$x_3^{(0)} = (5.23, 13.38, 12.94, 9.45, 6.95, 9.24)$$

$$x_4^{(0)} = (0.58, 1.26, 1.23, 0.96, 0.78, 1.00)$$

$$x_5^{(0)} = (12.87, 27.20, 25.42, 21.09, 15.30, 18.46)$$

$$x_6^{(0)} = (50, 50, 54, 57, 51, 56)$$

在计算关联度时, 要求数据数量可比, 因此必须对原始数据进行数值变换, 其功能是将那些因量纲、数量级不同而无可比性的对象, 经数量变换后, 使其变为无量纲及具有相同数量级, 从而使“不可比”转换为“可比”^[17]。故首先对原始数据进行初值化处理, 令

$$x_{i0}^{(0)}(k) = x_i^{(0)}(k) / x_i^{(0)}(1), \quad i = 1, 2, 3, 4, 5, 6,$$

$$k = 1, 2, 3, 4, 5, 6,$$

得初值化序列为

$$x_{10}^{(0)} = (1, 2.3333, 2.1212, 1.9061, 1.1894, 1.2576)$$

$$x_{20}^{(0)} = (1, 0.4217, 0.5104, 0.7152, 0.8794, 0.8006)$$

$$x_{30}^{(0)} = (1, 2.5583, 2.4742, 1.8069, 1.3289, 1.7667)$$

$$x_{40}^{(0)} = (1, 2.1724, 2.1207, 1.6552, 1.3448, 1.7241)$$

$$x_{50}^{(0)} = (1, 2.1134, 1.9751, 1.6387, 1.1888, 1.4343)$$

$$x_{60}^{(0)} = (1, 1, 1.08, 1.14, 1.02, 1.12)$$

为了求 (3-1) 式中的最大差和最小差, 需要求差序列。

由 $\Delta_{li}(k) = |x_{i0}^{(0)}(k) - x_{i0}^{(0)}(k)|$; $i = 2, 3, 4, 5, 6$, 得

$$\Delta_{12} = (0, 1.9116, 1.6108, 1.1908, 0.3100, 0.4570)$$

$$\Delta_{13} = (0, 0.2250, 0.3530, 0.1000, 0.1395, 0.5092)$$

$$\Delta_{14} = (0, 0.1609, 0.0005, 0.2509, 0.1554, 0.4666)$$

$$\Delta_{15} = (0, 0.2199, 0.1461, 0.2674, 0.0006, 0.1768)$$

$$\Delta_{16} = (0, 1.3333, 1.0412, 0.7661, 0.1694, 0.1376)$$

从差序列中找出最大差和最小差

$$\max_i \max_k |x_{i0}(k) - x_{i0}(k)| = \max_i \max_k \Delta_{li}(k) = 1.9116$$

$$\min_i \min_k |x_{i0}(k) - x_{i0}(k)| = \min_i \min_k \Delta_{li}(k) = 0$$

取 $\xi = 0.5$, 计算关联系数, 有

$$\xi_{li}(k) = \frac{0.5 \times 1.9116}{\Delta_{li}(k) + 0.5 \times 1.9116}; \quad i = 2, 3, 4, 5, 6.$$

从而

$$\xi_{12}(1) = 1, \xi_{12}(2) = 0.3333, \xi_{12}(3) = 0.3724, \xi_{12}(4) = 0.4453, \xi_{12}(5) = 0.7551, \xi_{12}(6) = 0.6765$$

$$\xi_{13}(1) = 1, \xi_{13}(2) = 0.8095, \xi_{13}(3) = 0.7303, \xi_{13}(4) = 0.9060, \xi_{13}(5) = 0.8727, \xi_{13}(6) = 0.6524$$

$$\xi_{14}(1) = 1, \xi_{14}(2) = 0.7347, \xi_{14}(3) = 0.7513, \xi_{14}(4) = 0.8756, \xi_{14}(5) = 0.9853, \xi_{14}(6) = 0.9616$$

$$\xi_{15}(1) = 1, \xi_{15}(2) = 0.9477, \xi_{15}(3) = 0.8801, \xi_{15}(4) = 0.9848, \xi_{15}(5) = 0.8725, \xi_{15}(6) = 0.7866$$

$$\xi_{16}(1) = 1, \xi_{16}(2) = 0.4448, \xi_{16}(3) = 0.5064, \xi_{16}(4) = 0.5823, \xi_{16}(5) = 0.8631, \xi_{16}(6) = 0.8859$$

由 (3-2) 式可得灰关联度为

$$\gamma_{12} = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 \xi_{12}(k) = 0.5971, \quad \gamma_{13} = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 \xi_{13}(k) = 0.8285$$

$$\gamma_{14} = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 \xi_{14}(k) = 0.8633, \quad \gamma_{15} = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 \xi_{15}(k) = 0.8842$$

$$\gamma_{16} = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 \xi_{16}(k) = 0.6958.$$

γ_{15} 数值最大, 说明硅渣中氧化钙的含量与氧化铝含量关系最密切; γ_{12} 最小, 说明氧化钙的含量受氧化硅含量的影响相对较小。但总的来看, 每个关联度都大于 0.5, 说明氧化钙成分含量和其它每种氧化物含量都关系密切, 又考虑到神经网络的输入变量不宜太多, 所以可选择其它五种物质前一时刻的检测数据作为神经网络的输入; 而氧化钙作为主行为因素, 可选择前 5 时刻的历史数据作为输入 (建立其它成分神经网络模型时, 应将该成分做主行为因素并取其前 5 时刻的历

史数据作为输入)，因此神经网络共有 10 输入数据。

3.1.3 神经网络的结构设计

硅渣中各化学成分含量的神经网络模型结构是相同的，下面仍以氧化钙为例介绍神经网络预测模型。根据定性定量分析的结论，确定神经网络的输入变量为：硅渣前一时刻的氧化钠含量 x_1 、氧化硅含量 x_2 、氧化铁含量 x_3 、氧化铝含量 x_4 、水分含量 x_5 ；硅渣中氧化钙过去连续 5 个时刻的含量 x_6 、 x_7 、 x_8 、 x_9 、 x_{10} ；输出变量为当前时刻的氧化钙含量。

结构采用三层 BP 神经网络 BP3L-Y (输入变量 10 个，输出变量 1 个)。标准的 BP 模型由三个神经元层组成，其最下层成为输入层，中间层称为隐含层，最上层成为输出层。各层次的神经元之间形成全互联连接，各层次内的神经元没有连接，其结构如图 3-2 所示。其中 $x_i (i=1, \dots, 10)$ 表示每个神经网络的输入变量， y 表示其输出变量。

隐含层神经元的个数可以由经验公式(3-3)计算得到。

$$n_H = \begin{cases} n_I + 0.618 \times (n_I - m_O) & n_I \geq m_O \\ m_O - 0.618 \times (m_O - n_I) & n_I < m_O \end{cases} \quad (3-3)$$

其中， n_H 为隐层节点数， n_I 为输入节点数， m_O 为输出节点数。据上式计算得 $n_H \approx 16$ ，在实际应用中应加上一定裕量，由此确定隐层神经元为 20 个^[29-33]。

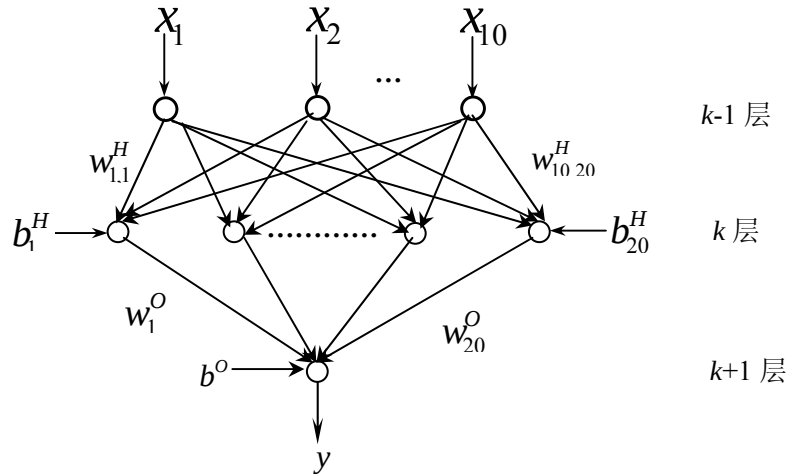


图 3-2 氧化钙含量神经网络预测模型

氧化钙成分含量神经网络模型结构如图 3-2 所示，神经网络模型用式(3-4)表示：

$$y = \sum_{j=1}^{20} w_j^O \text{tansig} \left(\sum_{i=1}^{10} w_{ji}^H x_i + b_j^H \right) + b^O \quad (3-4)$$

式中, w_{ji}^H 表示第 j 个隐含层神经元到第 i 个输入变量的权值, b_j^H 为对应第 j 个隐含层神经元的阈值, w_j^O 为对应第 j 个隐含层神经元隐含层到输出层的权值, b^O 为输出神经元的阈值。

输出层神经元传递函数采用 purelin 函数, 隐层神经元传递函数为 tansig 函数:

$$\tan sig(x) = 2/(1 + e^{(-2x)}) - 1 \quad (3-5)$$

tansig 函数将输入映射成 $(-1,1)$ 的区间。

网络的权值 w_{ji}^H , $i = 1, \dots, 10$; $j = 1, \dots, 20$; 阈值 b_j^H , $j = 1, \dots, 20$ 通过训练网络 BP3L-Y 得到。

3.1.4 神经网络的训练

在 BP3L-Y 的建模过程中, 使用的是基本的 BP 训练算法, 其主要思想为: 对于 q 个输入学习样本 $P^1, P^2, \dots, P^q$, 已知与其对应的输出样本为 $Y^1, Y^2, \dots, Y^q$ 。学习的目的是用网络的实际输出 $Y^1, Y^2, \dots, Y^q$ 与目标矢量 $T^1, T^2, \dots, T^q$ 之间的误差来修改其权值, 使 T^l ($l = 1, 2, \dots, q$) 与期望的 Y^l 尽可能地接近, 即使网络输出层的误差平方和达到最小。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的。

BP 算法的学习过程由两部分组成: 信息的正向传递和误差的反向传播。在正向传播过程中, 输入信号从输入经隐含层逐渐计算传向输出层, 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来修改各层神经元的权值直至达到期望目标。

BP 算法本质上是以前网络误差之平方和为目标函数, 按梯度下降法求其目标函数达到最小值的算法。以图 3-2 为例, 其算法推导如下:

设输入变量为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_{10}]$, 对应的实际输出为 t , 隐含层神经元的激活函数为 f_1 , 输出层神经元对应的激活函数为 f_2 , 输出为 y 。 k 层(隐含层)的第 j 个神经元的输入总和为 x_j^k , 输出为 o_j^k , $w_{ji}^{k,k-1}$ 为 $k-1$ 层(输入层)的第 i 个神经元到第 k 层的第 j 个神经元的连接权, b_j^k 对应第 k 层的第 j 个神经元的阈值, $w_{oj}^{k+1,k}$ 为 k 层(隐含层)的第 j 个神经元到第 $k+1$ 层(输出层)神经元的连接权, b_o^{k+1} 对应第 $k+1$ 层神经元的阈值。对于 BP 模型的输入神经元, 其输出与输入相同, 故隐含层第 j 个神经元的输入总和与输出分别为:

$$x_j^k = \sum_{i=1}^{10} w_{ji}^{k,k-1} o_i^{k-1} + b_j^k, \quad j = 1, 2, \dots, 20, \quad (3-6)$$

$$o_j^k = f_1(x_j^k), \quad j=1,2,\dots,20 \quad (3-7)$$

其中

$$o_i^{k-1} = x_i, i=1,2,\dots,10$$

输出层(第 $k+1$ 层)神经元的输出为:

$$y = f_2\left(\sum_{j=1}^{20} w_{oj}^{k+1,k} o_j^k + b_o^{k+1}\right) \quad (3-8)$$

定义输出误差函数为:

$$E = \frac{1}{2}(t - y)^2 \quad (3-9)$$

式(3-6)、式(3-7)、式(3-8)、式(3-9)是信息从输入层到输出层的正向传播。

利用梯度下降法及误差的反向传播求输出层的权值变化及误差的反向传播, 有

$$\Delta w_{oj}^{k+1,k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{oj}^{k+1,k}} \quad (3-10)$$

式中 $\eta > 0$, 称作学习速率。

因为

$$\frac{\partial E}{\partial w_{oj}^{k+1,k}} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial w_{oj}^{k+1,k}} \quad (3-11)$$

其中由式(3-9)可得

$$\frac{\partial E}{\partial y} = -(t - y) \quad (3-12)$$

由式(3-8)可得

$$\frac{\partial y}{\partial w_{oj}^{k+1,k}} = f_2' o_j^k \quad (3-13)$$

所以从隐含层第 j 个输入到输出神经元的权值变化为

$$\Delta w_{oj}^{k+1,k} = \eta(t - y) f_2' o_j^k \quad (3-14)$$

同样可利用梯度下降法求输出神经元阈值的变化为

$$\Delta b_o^{k+1} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_o^{k+1}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial b_o^{k+1}} = \eta(t-y) f_2' \quad (3-15)$$

对于网络的隐含层采用误差信号的反向传播, 从第 i 个输入到第 j 个输出的权值变化有:

$$\begin{aligned} \Delta w_{ji}^{k,k-1} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{k,k-1}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial o_j^k} \frac{\partial o_j^k}{\partial w_{ji}^{k,k-1}} \\ &= \eta(t-y) f_2' w_{oj}^{k+1,k} f_1' o_i^{k-1} \\ &= \eta(t-y) f_2' w_{oj}^{k+1,k} f_1' x_i^{k-1} \end{aligned} \quad (3-16)$$

第 j 个神经元的阈值变化有:

$$\begin{aligned} \Delta b_j^k &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_j^k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial o_j^k} \frac{\partial o_j^k}{\partial b_j^k} \\ &= \eta(t-y) f_2' w_{oj}^{k+1,k} f_1' \end{aligned} \quad (3-17)$$

令

$$\delta_o^{k+1} = (y-t) f_2' \quad (3-18)$$

$$\delta_j^k = (y-t) f_2' w_{oj}^{k+1,k} f_1' = \delta_o^{k+1} w_{oj}^{k+1,k} f_1' \quad (3-19)$$

并可把 BP 神经网络的学习算法分成两部分表示:

(1) 对于输出层神经单元有

$$\Delta w_{oj}^{k+1,k} = -\eta \delta_o^k o_j^k \quad (3-20)$$

$$\Delta b_o^{k+1} = -\eta \delta_o^{k+1} \quad (3-21)$$

(2) 对于隐含层神经单元有

$$\Delta w_{ji}^{k,k-1} = -\eta \delta_j^k o_i^{k-1} \quad (3-22)$$

$$\Delta b_j^k = -\eta \delta_j^k \quad (3-23)$$

这就是通常所说的 δ 学习法则。

隐含层神经元的输出函数形式如式(3-5)所示, 即

$$f_1(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (3-24)$$

其导数为

$$f'_1(x) = df_1(x)/dx = (f_1(x) + 1)(1 - f_1(x)) \quad (3-25)$$

则 f'_1 为

$$f'_1(x_j^k) = (o_j^k + 1)(1 - o_j^k) \quad (3-26)$$

本文中，取神经网络的能量函数为神经网络输出和期望输出的均方差。当所训练矢量的均方误差小于误差目标，训练停止；否则在输出层计算误差变化，并按照误差反向传播学习规则来调整权值，重复此过程直到达到误差要求。

因此，神经网络 $BP3L-Y$ 的训练步骤如下：

(1) 初始化网络参数。

① 权值 W 和偏差 B 初始化

用小的随机数初始化每一层的权值 W 和偏差 B ，以保证网络不被大的加权输入饱和。在 BP 网络中，初始权值与网络的收敛有很大关系，初始权值不能取固定值，只能取一定范围内的随机值，根据经验，初始权值阈值取 0.5~1.0 之间的随机值比较好。

② 期望误差最小值

③ 最大循环次数

④ 修正权值的学习速率

学习速率的取值与网络的输入输出节点数有关，它决定每一次循环训练中所产生的权值变化量。大的学习速率可能导致系统的不稳定；但小的学习速率导致较长的训练时间，可能收敛很慢，不过能保证网络的误差值不跳出误差表面低谷而最终趋于最小误差。一般地，网络规模越大，学习速率要越小，学习速率的选取范围在 0.01~0.8 之间。根据文献[30]总结的学习速率的经验公式：

$$\eta = \frac{1}{\sqrt{n_H}} \quad (3-27)$$

式中， n_H 为隐层节点数。取 $\eta = 0.2$ 基本满足要求。

(2) 计算网络各层输出矢量以及网络误差。

(3) 计算各层反传的误差变化，并计算各层权值的修正值以及新权值。

(4) 再次计算权值修正后的误差。

(5) 检查均方差是否小于期望误差，若是，训练结束；否则，转到 (2)，进入下一轮训练。

3.1.5 仿真结果

为了检验模型的可用性,仍以硅渣中氧化钙含量为例,利用现场数据对神经网络模型进行仿真。从获取的 350 组数据中,选取 300 组作为模型的训练样本,建立氧化钙神经网络预测模型,为了验证预测模型的精度,利用另外 50 组数据对氧化钙含量进行预测,仿真图如图 3-3 所示。图中,实线为氧化钙含量的实际值,点和虚线表示神经网络的输出值。图中的上部表示 300 组训练样本的比较,下部表示 50 组数据预测结果。氧化钙含量神经网络模型的预测误差绝对值为 2.5122,相对误差为 25%。

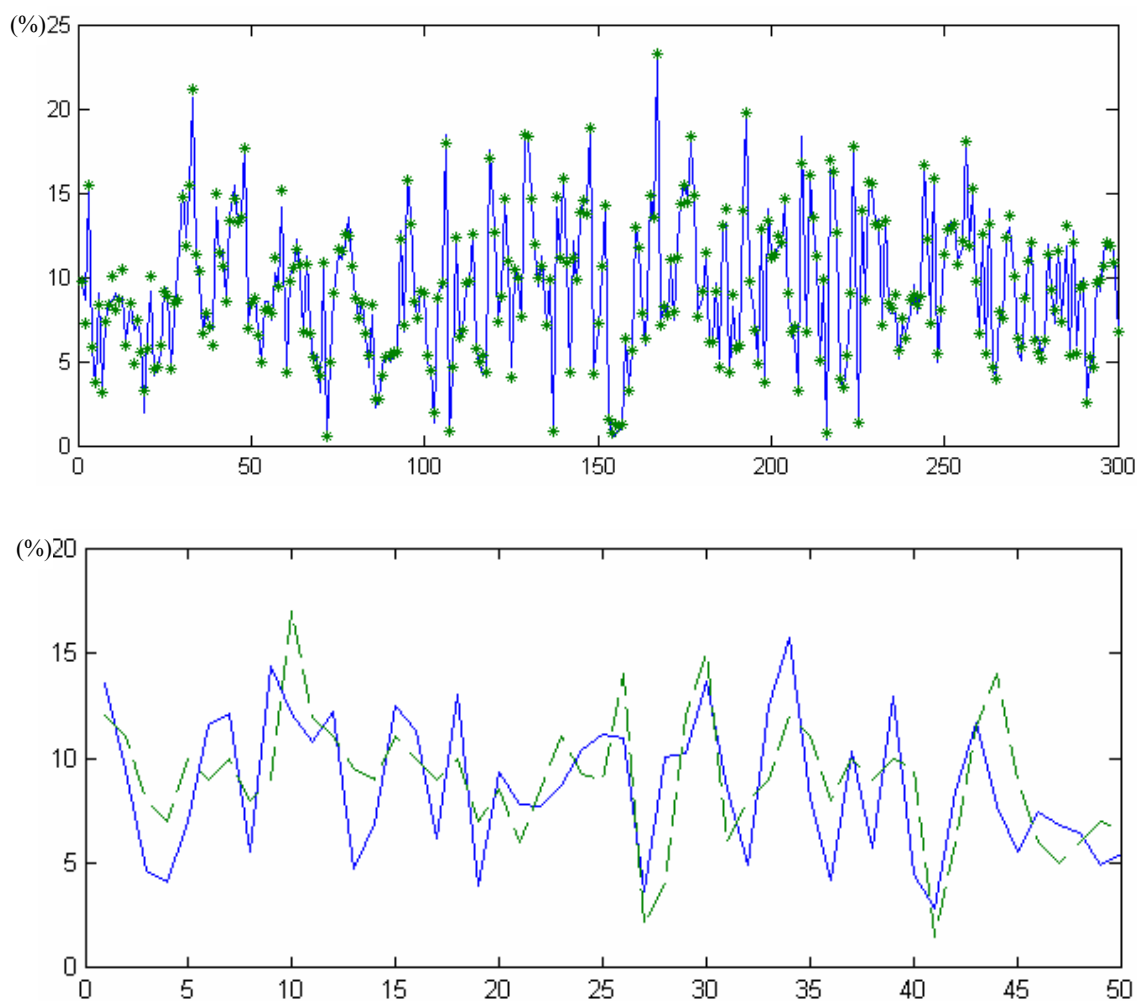


图 3-3 氧化钙含量预测模型的训练与仿真

同样,按照建立氧化钙含量神经网络模型的方法,采用相同的 300 组训练样本,建立氧化钠、氧化硅、氧化铁、氧化铝及水分含量的预测模型,各模型的预测绝对误差值和相对误差值如表 3-2 所示。由于检测过程的滞后,目前生产过程中只能用前一时刻的硅渣检测结果指导当前时刻的配比调整,即将前一时刻的检测结果用作当前时刻的预测值,这种方法的预测误差也列于表 3-2 中。

从预测误差表中可知,神经网络的预测精度较低,单从精度方面难以满足工程需要;但和过去现场的方法相比,精度有明显的提高;另外,从仿真图中可以看出,神经网络的预测值和实际值的变化趋势基本一致。所以,将本章的神经网络模型应用于生料浆指标的预测过程中既可以提高预测精度,又可以解决硅渣成分含量变化趋势难以预测的难题,而由此给机理模型带来的偏差可以通过下章建立的 GM(1,1)模型进行补偿。

表 3-2 预测误差对比表

化学成分	绝对误差		相对误差	
	现场的方法	神经网络预测	现场的方法	神经网络预测
氧化钙	3.7812	2.5122	54%	25%
氧化钠	8.0053	7.9432	31%	24%
氧化硅	3.6500	2.2677	60%	29%
氧化铁	0.2531	0.1843	44%	32%
氧化铝	6.5686	4.9570	48%	34%
水分	7.7910	7.5840	16%	14%

3.2 碱液成分含量的预估

碱液是硅渣和碳分母液在配料段进行再次混合而成的浆液,由于实际工艺的特点,不同的碱液泵抽出的碱液中硅渣和碳分母液的混合比例是不一样的,因此各个管磨机使用的碱液是有区别的。但由于检测结果的滞后性,目前对碱液成分没有进行检测,所以本节根据碱液槽和碱液泵的位置及工作情况,运用流体力学的知识,通过推算碱液中硅渣和碳分母液的混合比例,实现碱液成分的预估。

3.2.1 碱液槽和碱液泵的工作情况

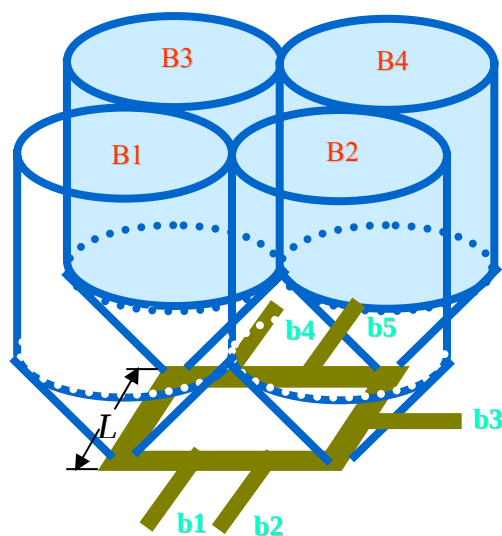


图 3-3 碱液槽和碱液泵工作情况

在实际的配料工艺中,后续工艺产生的硅渣和碳分母液分别返回到配料段的硅渣槽和碳母槽,然后在槽下的正方形环管混合后由不同的碱液泵送入管磨机进行配料,碱液泵和碱液槽的位置如图 3-3 所示。一般情况下, B1 和 B2 为硅渣槽, B3 为备用槽, B4 为碳母槽; b1 泵供 3#、4#磨, b3 泵供 1#、2#磨, b5 泵供 5#、6#磨, b2 泵和 b4 泵备用。其中 b1 泵和 b2 泵将正方形管的一边平分为三等份; b3 泵将一边平分为二等份; b4 泵和 b5 泵平分为三等份。

3.2.2 硅渣和碳分母液混合比例推算

在外界工况变化时,碱液槽和碱液泵的使用情况可能会不同,比如 B1 槽需要清洗时需要启用备用槽 B3; b1 泵出现故障时,就可能启用备用泵 b2。这些具有不确定性的工况变化,使碱液槽和碱液泵的工作状态具有一定的随机性。另外,从图 3-3 中也可以看出,该系统非常复杂,如果全面考虑它的所有因素,将很难得到碱液成分的预估模型。为此,在分析系统时,必须对研究对象加以科学的抽象,简化槽内液体的物质结构和物理性质,以便建立碱液成分的估算模型。因此,在建立预估模型之前,有以下假设和定义:

- (1)槽内流体液体是不可压缩、无粘性的理想流体;
- (2)各个泵之间没有相互影响,具有无关性;
- (3)四个槽的下料点在正方环形管的四个点上,而环形正方管的宽度为 L ;
- (4)硅渣的比重为 ρ_s ; 碳分母液的比重为 ρ_c ;
- (5)B1、B2、B3、B4 槽的液位高分别为 h_1 、 h_2 、 h_3 、 h_4 ;
- (6)四个槽的结构完全相同,半径均为 r 。

因为碱液是工作槽内液体的混合浆液,所以,在槽内液体成分已知的情况下,预估碱液成分可以通过预估各工作槽液体的混合比例实现。而预估体积比可以通过预估各槽液体的流速比实现。现以 b1 泵为例来推导四个槽内的液体在碱液中所占的比例。下面首先估算 B1 槽液体在该处的流速,要估算 B1 槽内液体在 b1 泵位置处的流速,应先考虑其在 B1 槽下料点的流速。

根据流体力学与化工原理相关知识, B1 槽下料点的流速可以根据流体流动中的机械能守恒定律求得。机械能守恒定律表示理想流体作定态(所谓定态就是在流动过程中,流体的物理性质不发生变化)流动时存在三种形式的机械能,即位能、压强能、动能,此三种机械能可相互转换,但其和保持不变^{[[34-36]]}。公式表示为(即柏努利(Bernouli)方程)。

$$gZ + \frac{p}{\rho} + \frac{u^2}{2} = \text{常数} \quad (3-28)$$

式中: g ——重力加速度, 9.8m/s^2 ;

Z ——流体距位能基准面的高度, m;

p ——流体压强, Pa;

ρ ——流体密度, kg/m^3 ;

u ——流体速度, m/s。

式 (3-28) 等号左边的三项分别表示流体的位能、压强能和动能。

对于 B1 槽, 忽略槽下锥形, 取液体底面 1-1' 与表面 2-2' 为参考截面, 如图 3-4 所示。设截面 1-1' 的流速为 u_1 ,

截面 2-2' 的流速为 u_2 , 同时取截面 1-1' 为位能基准面, 则根据柏努利方程可得

$$gh_1 + \frac{p_2}{\rho_s} + \frac{u_2^2}{2} = \frac{p_1}{\rho_s} + \frac{u_1^2}{2} \quad (3-29)$$

根据质量守恒原理, 不可压缩流体的平均流速其数值只随管截面的变化而变化, 即截面增加, 流速减小; 截面减小, 流速增加^[34]。因此有

$$u_2 \ll u_1$$

$\frac{u_2^2}{2}$ 远小于 $\frac{u_1^2}{2}$ 而可略去, 于是有

$$gh_1 + \frac{p_2}{\rho_s} = \frac{p_1}{\rho_s} + \frac{u_1^2}{2} \quad (3-30)$$

为了计算简单, 忽略压强能的变化, 于是得

$$u_1 = 2\sqrt{gh_1} \quad (3-31)$$

同理可得 B2、B3、B4 槽下料点的流速分别为

$$u_2 = 2\sqrt{gh_2} \quad (3-32)$$

$$u_3 = 2\sqrt{gh_3} \quad (3-33)$$

$$u_4 = 2\sqrt{gh_4} \quad (3-34)$$

为了推出 B1 槽内液体在 b1 处的流速, 再假设从下料点流出的液体是向两条支路 (正方形管的两条边) 均匀分流的。根据质量守恒定理, 单位时间内流进和流出控制体的质量之差应等于单位时间控制体内物质的累加量^[34], 流体作定态流动时, 控制体内物质的累加量为零。如果正方形环管直径是均匀的, 可以认为从下料口流出的液体是平均分配到两条支路的, 于是有

$$\rho_s u_1 S_A = 2\rho_s u'_1 S_B \quad (3-35)$$

式中 S_A 为下料口的截面面积, S_B 为环形管截面面积, u'_1 为从 B1 槽流出的液体

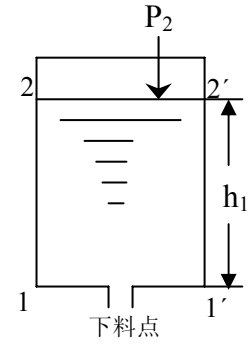


图 3-4 B1 槽

在下料口分流后的支流流速。

由(3-35)式可得

$$u'_1 = \frac{u_1 S_A}{2S_B} \quad (3-36)$$

流体在管中流动时，会受到一定的阻力，消耗一定的机械能。根据流体力学与化工原理相关知识，系统的阻力损失包括直管损失与局部损失两大类。直管损失与管长、管径以及摩擦系数有关，其沿程阻力系数 $\lambda = \varphi\left(\frac{du\rho}{\mu}, \frac{\varepsilon}{d}\right)$ 与液体流速 u 、密度 ρ 、粘度 μ 、管径 d 以及管壁粗糙度 ε 有关，一般取 $0.036 \sim 0.039$ ^[30]。局部阻力损失包括管路收缩损失、阀门损失及弯路损失三部分。从图 3-3 可看出，这里只需考虑直管损失和弯路损失，设 B1 槽的液体在 b1 处的流速为 u''_1 ，可列机械能守恒算式得：

$$\frac{u'^2_1}{2} = \frac{u''^2_1}{2} + h_f \quad (3-37)$$

式 (3-37) 中 h_f 为损失：

$$h_f = \left(\lambda \frac{l}{d} + k\varepsilon\right) \frac{u''^2_1}{2} \quad (3-38)$$

其中 λ 为沿程阻力系数， l 为流经路径长度， d 为环形管直径， k 为流经的管路弯头数， ε 为 90° 弯头损失。

于是，由式(3-31)、式(3-36)、式(3-37)和式(3-38)，得 B1 槽液体在 b1 处的流速为

$$u''_1 = \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_1}}{S_B \cdot \sqrt{1 + \left(\lambda \frac{l}{d} + k\varepsilon\right)}} \quad (3-39)$$

B1 槽流出的液体是分两条支路流到 b1 处的，由图(3-3)中 b1 泵的位置，可以看出，对于两条支路分别有

$$l_1 = \frac{1}{3}L, k_1 = 0, l_2 = \frac{11}{3}L, k = 3 \quad (3-40)$$

于是，由式(3-39)得两条支路的 B1 槽液体在 b1 处的流速分别为

$$u''_{11} = \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_1}}{S_B \cdot \sqrt{1 + \lambda \frac{L}{3d}}}, \quad u''_{12} = \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_1}}{S_B \cdot \sqrt{1 + \left(\lambda \frac{11L}{3d} + 3\varepsilon\right)}} \quad (3-41)$$

所以 B1 槽液体在 b1 处的总流速可认为

$$u_1'' = u_{11}'' + u_{12}'' \quad (3-42)$$

取 $\lambda = 0.038$ ，由参考文献[34]查得 90° 弯头阻力系数 $\varepsilon = 1.3$ ，另有 $L = 1.5m$ ， $d = 0.156m$ ，将参数代入式(3-41)中，得

$$u_{11}'' = 0.94 \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_1}}{S_B}, \quad u_{12}'' = 0.40 \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_1}}{S_B}$$

所以

$$u_1'' = 1.34 \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_1}}{S_B} \quad (3-43)$$

同理可得 B2、B3、B4 槽在 b1 处的流速分别为

$$u_2'' = 1.33 \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_2}}{S_B}, \quad u_3'' = 1.11 \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_3}}{S_B}, \quad u_4'' = 0.95 \frac{S_A \cdot \sqrt{gh_4}}{S_B}$$

在生产过程中，一般有 $h_1 = h_2 = h_3 = h_4$ ，所以根据上面的假设，可用流速比推出各槽液体在 b1 处的体积比，即

$$V_{11} : V_{21} : V_{31} : V_{41} = u_1'' : u_2'' : u_3'' : u_4'' = 1.34 : 1.33 : 1.11 : 0.95 = a_{11} : a_{21} : a_{31} : a_{41}$$

可以看作 a_{ij} 是第 i 号槽中液体对第 j 台泵的贡献，例如 a_{11} 为 B1 槽对 b1 泵的贡献。那么用相同的方法可推出 a_{ij} ， $i = 1, 2, 3, 4, j = 2, 3, 4, 5$ 。若令

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \end{bmatrix}, \quad S = \begin{bmatrix} g_1 & c_1 \\ g_2 & c_2 \\ g_3 & c_3 \\ g_4 & c_4 \end{bmatrix},$$

其中

$$g_i = \begin{cases} 0, & \text{第 } i \text{ 个槽不为硅渣槽} \\ 1, & \text{第 } i \text{ 个槽为硅渣槽} \end{cases}; \quad c_i = \begin{cases} 0, & \text{第 } i \text{ 个槽不为碳母槽} \\ 1, & \text{第 } i \text{ 个槽为碳母槽} \end{cases}$$

得

$$B_{5 \times 2} = A^T \times S = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{21} & b_{31} & b_{41} \\ b_{12} & b_{22} & b_{32} & b_{42} \end{bmatrix}^T$$

于是有

$$p_i = \frac{V_{ig}}{V_{ic}} = \frac{b_{i1}}{b_{i2}} \quad (3-44)$$

式中 p_i 为第 i 台碱液泵抽出的液体中硅渣和碳分母液的体积比, V_{ig} 为第 i 台碱液泵抽出的液体中硅渣的体积, V_{ic} 为第 i 台碱液泵抽出的液体中碳分母液的体积。

3.2.3 碱液成分含量预估

由于上节的推算的结果是硅渣和碳分母液的体积比, 所以根据该结果预估碱液成分含量时, 必须使两者的单位统一。碳分母液成分含量检测结果的单位是 g/l(克/升), 而硅渣的化学分析结果除了水分含量是与总重的百分比外, 其它均是与干物的百分比, 所以需要把 3.1 节预测结果的单位也转换为 g/l。设硅渣中水分含量的预测结果为 $\hat{H}'$ (与总重的百分比), 为了方便, 其它物质含量的预测结果统一用 $\hat{C}'$ (与干物的百分比) 表示, 转换之后分别用 $\hat{H}$ 、 $\hat{C}$ 表示, 若 G (单位为 g/l) 为硅渣的比重, 则有

$$\hat{H} = G \cdot \hat{H}' \quad (3-45)$$

$$\hat{C} = G \cdot (1 - \hat{H}') \cdot \hat{C}' \quad (3-46)$$

为了表示方便, 将转换后的含量统一用 $\hat{X}_g$ 表示, 碳分母液中各物质的含量统一用 X_c 表示, 碱液中各物质的含量统一用 X 表示。根据(3-44)式, k 时刻第 i 台泵抽出的碱液中各物质含量的预测结果为

$$\hat{X}_i(k) = \alpha_i \hat{X}_g(k) + (1 - \alpha_i) X_c(k) \quad (3-47)$$

$$\alpha_i = \frac{p_i}{1 + p_i}$$

需要指出的是, 由于检测结果的滞后性, (3-47)式中的 $X_c(k)$ 并不真正是 k 时刻的检测结果, 而是最近一次的检测结果, 但由于碳分母液的成分比较稳定, 所以此方法是可行的。另外, 由于硅渣和碳分母液的取样周期是 2 个小时, 所以按 (3-47) 式得到的碱液成分预测结果也是间隔 2 小时的数据序列, 而在 2 小时之间的数据无法预测。为此, 采用指数平滑法, 求得该时间段内碱液成分含量, 故 t 时刻第 i 台泵抽出的碱液中各物质的含量为

$$\hat{X}_i(t) = \beta_i \hat{X}_i(k) + (1 - \beta_i) \hat{X}_i(k+1) \quad (3-48)$$

$$\beta_i = \frac{t - k}{120}$$

3.2.4 预估结果验证

在实际的配料过程中，对碱液的成分没有进行化学分析检测，所以不能通过预估值与检测值的对比直接验证上述结果的正确性，但可以从专家经验和实际运行效果两个方面来间接验证比例推算结果和碱液预估结果。

(1) 根据现场工人长期的生产经验，当图 3-3 中的 B1 和 B2 为硅渣槽，B4 为碳母槽，B3 为备用槽时，b1 泵和 b2 泵抽出的碱液中硅渣所占比例大，碳分母液所占的比例小，而 b3、和 b4 泵和 b5 泵抽出的碱液中硅渣所占比例会依次减少，并且 b4 泵和 b5 泵情况相近，碱液比例最大。而在这种情况下，根据 3.2.2 节的比例推算结果计算得到各泵抽出的碱液中硅渣和碳分母液的比例分别为 3:1、5:2、9:5、8:5、3:2。可见，推算结果与专家经验具有一致性，说明推算结果是实用的。

(2) 为了进一步验证推算结果及碱液预估结果的正确性，可从整个系统的运行效果进行分析说明。本系统投入使用后，模型预测结果与配制的生料浆指标很接近，并且当碱液槽和碱液泵的使用情况变化时，模型预估值的变化趋势和工人经验一致，说明作为生料浆原料之一的碱液其成分含量的预估结果是正确的。

3.3 小结

本章首先通过对硅渣成分含量的数据分析，对其建立了神经网络预测模型，并进行了仿真研究；然后将神经网络的预测结果作为碱液预估模型的输入量，并结合流体力学相关知识，推算出了碱液成分含量的预估模型，并对预估结果的正确性进行了分析说明。

第四章 生料浆质量预测

建立生料浆质量预测模型,对配制的生料浆指标进行实时预测是本文的主要目的。故本章通过对配料过程的分析,采用将 GM(1,1)与主规律模型^[37]并联集成的建模法,建立生料浆质量预测模型。首先,根据物料平衡原理对生料浆指标建立机理模型,并将其作为主规律模型;然后结合该模型偏差的特点,对其建立 GM(1,1)补偿模型,结果加到机理模型上,使模型精度达到要求。

4.1 基于物料平衡的机理模型

纵观国内外研究复杂工业过程建模的成功经验,研究工业过程的工艺机理数学模型是必不可少的^[8]。机理模型是在工艺机理分析的基础上,依据物料平衡、热量平衡、动力学、热力学等理论建立的类似于方程式的模型。机理模型是对生产过程的严格描述,在很大程度上依赖于科研和工程开发人员对实际工业过程的理论和化学、物理过程原理认识,机理分析是系统建模的基础。因此,本文首先建立生料浆质量的机理模型。

然而,由于整个生料浆配料过程极为复杂,具有严重的非线性、强耦合和大滞后,过程影响因素繁多而可测量信息有限,因此不可能建立其精确的数学模型。通过深入的机理分析可以知道,尽管影响生料浆的因素很多,但是生料浆的配制过程基本上是一个物理变化过程。因此,可依据物料平衡原理建立生料浆质量的机理模型。

(1) 机理模型

由前几章的介绍可知,烧结法氧化铝配制生料浆的原料主要有铝土矿、石灰、碱粉、煤和后续工艺返回的碱液;主要质量指标有碱比[N/R]、钙比[C/S]、铁铝比[F/A]、铝硅比 A/S、水分等。在实际生产中,考虑到生料浆各指标的主次因素,主要以配制生料浆的[N/R]、[C/S]、A/S 为主。设配制生料浆的原料有 K 种, m_i 是第 i 种原料的配比,其中 CaO 的百分含量为 C_i , Na₂O 的百分含量为 N_i , SiO₂ 的百分含量为 S_i , Al₂O₃ 的百分含量为 A_i , Fe₂O₃ 的百分含量为 F_i 。基于物料平衡原理,则配制的生料浆中各物质成分含量为

$$C = \sum_{i=1}^K m_i C_i, \quad N = \sum_{i=1}^K m_i N_i, \quad S = \sum_{i=1}^K m_i S_i \quad (4-1a)$$

$$F = \sum_{i=1}^K m_i F_i, \quad A = \sum_{i=1}^K m_i A_i \quad (4-1b)$$

代入指标计算公式，可得到生料浆的质量指标为

碱比：

$$\hat{y}_N = \frac{[N]}{[A]+[F]} = \frac{\frac{1}{62} \times N}{\frac{1}{102} \times A + \frac{1}{160} \times F} = 1.645 \times \frac{N}{A + 0.6375 \times F} \quad (4-2a)$$

钙比：

$$\hat{y}_C = \frac{[C]}{[S]} = \frac{\frac{1}{56} \times C}{\frac{1}{60} \times S} = 1.071 \times \frac{C}{S} \quad (4-2b)$$

铝硅比：

$$\hat{y}_A = \frac{A}{S} \quad (4-2c)$$

式中[C]、[N]、[S]、[F]、[A]表示各物质的摩尔数， $\hat{y}_N$ 、 $\hat{y}_C$ 、 $\hat{y}_A$ 分别表示生料浆的碱比、钙比、铝硅比。

(2) 实验结果

按照式(4-1)和式(4-2)建立了类似于方程式的生料浆质量机理模型。为了验证机理模型的精确性，利用 50 组现场数据对生料浆进行预测。

机理模型预测结果如图 4-1 所示。图中，实线为生料浆指标的实际值，虚线表示生料浆质量机理模型的预测结果。从图中可以看出碱比的预测值偏高，钙比的预测值忽高忽低，铝硅比的预测值偏低，而且模型误差相当大、精度低、模型偏差波动大。

碱比实际值与机理模型预测结果的绝对误差为 0.2370，相对误差为 22%，且个别点的相对误差达到 43%左右。

钙比实际值与机理模型预测结果的绝对误差为 0.2330，相对误差为 10%，且个别点的绝对误差达到 31%以上。

铝硅比实际值与机理模型预测结果的绝对误差为 0.8142，相对误差为 17%，且个别点的绝对误差达到 30%以上。

由以上结果可以看出，直接采用机理模型预测的碱比、钙比和铝硅比和生产实际值之间存在较大的偏差。

分析原因有以下几点：

(1) 机理模型是对生产过程的严格描述，在很大程度上依赖于人们对实际工业过程的理论和化学、物理过程原理认识。然而，由于配料过程的复杂性和不确定性，对于其认知总是有限的，因此，建立精确的生料浆质量机理模型十分困难。

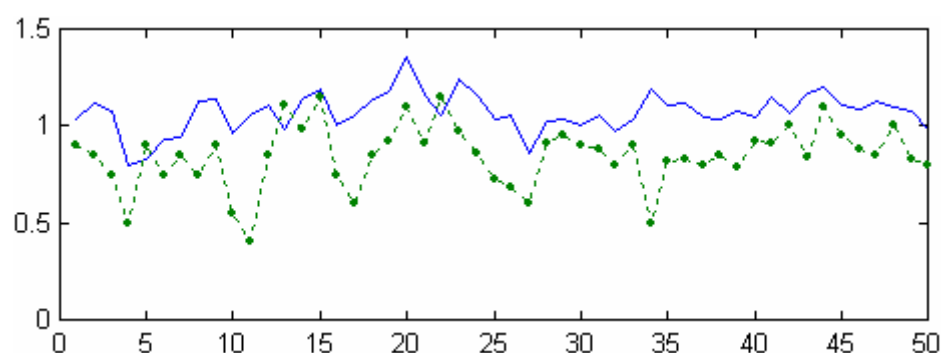


图 4-1(a) 碱比机理模型预测结果

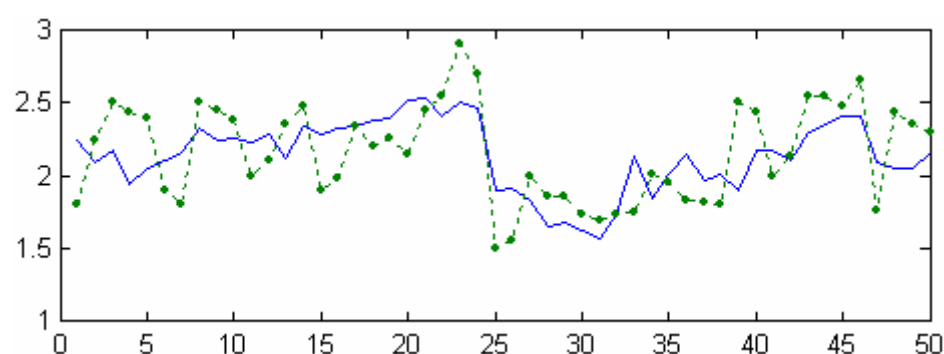


图 4-1(b) 钙比机理模型预测结果

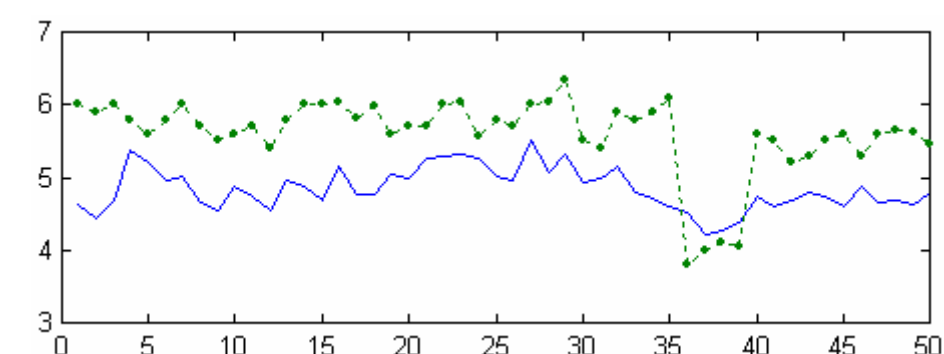


图 4-1(c) 铝硅比机理模型预测结果

(2) 机理模型是在一定假设条件下得到的，不能完全反映外界扰动对系统的影响，所以基于物料平衡原理建立的机理模型只反映了确定因素对指标的影响，不能反映不确定因素对指标的干扰。

(3) 固体物料成分检测时，铝土矿只检测了氧化硅、氧化铁及氧化铝主要成分的含量，没有检测氧化钠和氧化钙等含量相对较小的有效成分含量；石灰只检测了氧化钙含量；碱粉只检测了氧化钠含量；煤中也含有少量有效成分，但都没有进行检测；另外，硅渣和碱液成分含量的预测误差会给机理模型带来较大的偏差。这些实际生产情况都给配料过程带来了信息不确定性和随机性，使基于物料平衡原理建立的机理模型预测结果存在较大的误差，要提高模型精度，必须对预测结果进行一定的补偿。

因此，在下一节将提出 GM(1,1)模型来对机理模型造成的偏差进行补偿，以提生料浆指标的预测精度。

4.2 GM(1,1)灰色补偿模型

上节建立的生料浆质量机理模型是实际系统的数学物理模型，反映了系统工作的主要规律，是实际系统的近似，可作为系统的主规律模型。它是建模对实际系统所掌握知识的体现。但由于在实际中，对系统的了解是不完备的，而且为简单所做的简化处理，都使机理模型与实际系统之间存在着建模误差^[37]。它是系统未知部分、是外界扰动、内部扰动作用的结果。因此只要估计出建模误差，并将其加到机理模型上，将使模型精度大大提高。

对大量的生料浆配料过程生产数据的处理与分析表明，生料浆实际质量指标值和物料平衡计算的预测值之间存在一个随时间变化的差值。目前，对于这种单变量的时间序列预测，灰色系统理论中的 GM(1,1)模型在各个领域得到了广泛的应用。灰色系统理论可以通过整理凌乱的过程原始数列（又称数的生成），将具有随机性的数据列转化为一个具有较强规律性的数据列，从而可以建立连续微分方程模型；且具有计算量小，辨识参数少等特点，特别适合实时应用^[38-40]。故本文对机理模型的偏差序列建立了 GM(1,1)灰色模型，结果加于质量预测模型的预测值上，对其进行补偿。

4.2.1 灰色模型及特点

灰色理论是我国著名学者邓聚龙先生于 1982 年提出的。通常把完全已知的称为“白色”，完全未知的成为“黑色”，把介于两者之间的成为“灰色”。灰色系统理论是研究、解决灰色系统分析、建模、预测、决策和控制的理论，它主要以“部分信息已知、部分信息未知”的“小样本”、“贫信息”不确定性系统为研究对象。灰色系统理论认为，尽管客观系统表象复杂，数据凌乱，但它总是有整体功能的，因此必然蕴含某种内在规律；无规律的离散时空序列是潜在的有规序列的一种表现，因而通过生成变换可将无规序列变成可以满足灰色建模条件的有规序列^[17-19]。例如，原始序列

$$X^{(0)} = \left(1, 2, 1.5, 3 \right)$$

它没有明显的规律。将上述数据作图如下：

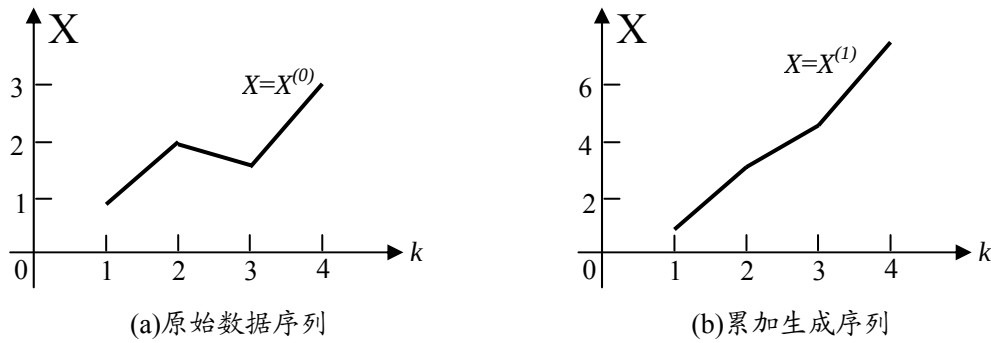


图 4-2 数据累加前后的规律对比

由图 4-2(a)可以看出, $X^{(0)}$ 的曲线是摆动的, 起伏变化幅度较大。对原始数据做一次累加生成, 将所生成的序列记为 $X^{(1)}$, 则

$$X^{(1)} = (1, 3, 4.5, 7.5)$$

$X^{(1)}$ 已呈现明显的增长规律性, 如图 4-2(b)所示。

所以灰色模型建模理论, 不同于常规的建模方法, 它不是将随机过程产生的数据序列按统计规律或先验规律来处理, 而是通过对受到噪声污染较零乱的过程原始数列进行整理(又称数的生成)来寻找数的规律, 这是一种就数据寻找数据的实现规律途径, 实际上是对生成序列的建模而不是对原始数据的建模。在建立模型的过程中, 灰色系统理论充分利用少数数据中的现信息和隐信息, 通过对灰色过程的生成方法, 可以弱化不确定性, 强化规律性, 将具有随机性的数据列, 转化为一个具有较强规律性的数据列。这种建模方式最大的特点是建模所需数据少, 辨识的参数少, 计算量小。另外, 建立灰色模型不必知道原始数据分布的先验特征, 对无规或服从任何分布的光滑离散数据序列, 通过有限次的生成即可满足建模所要条件; 建模的精度较高, 可保持原有系统的特征, 能较好的反应系统的实际状况^[41, 42]。

应用灰色理论建立的灰色模型, 用符号 $GM(h,n)$ 表示, 符号的含义如下:

$$\begin{array}{ccccccc} & \text{G} & & \text{M} & & (\text{h}) & , & (\text{n}) \\ & \uparrow & & \uparrow & & \uparrow & & \uparrow \\ \text{Grey} & & \text{Model} & & \text{h 阶方程} & & & \text{n 个变量} \\ \text{(灰色)} & & \text{(模型)} & & & & & \end{array}$$

最常用的是单变量一阶灰色模型, 即 $GM(1,1)$ 模型, 表示模型为 1 阶 1 个变量的灰色模型。模型如下: 若有序列 $X^{(0)}$

$$X^{(0)} = \left(x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n) \right)$$

$X^{(1)}$ 为 $X^{(0)}$ 的一次累加生成(1-AGO)序列, 即

$$X^{(1)} = \left(x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n) \right)$$

其中

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), (k = 1, 2, \dots, n) \quad (4-3)$$

也可记作

$$x^{(1)} = AGOx^{[0]}$$

则 GM(1,1)模型的灰微分方程为

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b, \quad (4-4)$$

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1), \quad (4-5)$$

$$(k = 1, 2, \dots)$$

其时间响应序列为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (4-6)$$

其中 $-a$ 称为发展系数, b 成为灰色作用量, 均为常数; $z^{(1)}(k)$ 为 $x^{(1)}(k)$ 的紧邻均值生成序列。

GM(1,1)由于辨识参数少(只有两个), 计算简单, 是人们通常采用的分析预测方法。

4.2.2 GM(1,1)建模步骤

建立 GM(1,1)模型应首先对原始数据序列进行累加生成, 然后根据最小二乘法进行参数辨识, 建立模型, 具体实现过程如下:

(1)计算偏差原始数列。

取质量指标原始时间数列

$$\{y(i)\} = \{y(1), y(2), \dots, y(n)\} \quad (4-7)$$

$$\{\hat{y}(i)\} = \{\hat{y}(1), \hat{y}(2), \dots, \hat{y}(n)\} \quad (4-8)$$

式(4-7)为生料浆指标的实际值时间数列, 式(4-8)为(4-2)机理模型的预测值时间数列; 两式相减生成偏差初始数列 $\varepsilon^{(0)}(i)$,

$$\{\varepsilon^{(0)}(i)\} = \{\varepsilon^{(0)}(1), \varepsilon^{(0)}(2), \dots, \varepsilon^{(0)}(n)\} \quad (4-9)$$

其中

$$\varepsilon^{(0)}(i) = y(i) - \hat{y}(i)$$

在灰色系统中，用于建立 GM 模型的原始数列必须是非负数列，但 $\varepsilon^{(0)}(i)$ 可能为负也可能为正，所以如果(4-9)式中出现负值， $\varepsilon^{(0)}(i)$ 初始序列需要进行上移，以满足非负的条件。为了方便处理，令

$$\varepsilon_{\min} = \min_{i \in N} \varepsilon^{(0)}(i), \quad N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$$

则有数列

$$\{\varepsilon'^{(0)}(i)\} = \{\varepsilon'^{(0)}(1), \varepsilon'^{(0)}(2), \dots, \varepsilon'^{(0)}(n)\} \quad (4-10)$$

其中

$$\varepsilon'^{(0)}(i) = \varepsilon^{(0)}(i) + |\varepsilon_{\min}| \quad (4-11)$$

(4-10)式必定满足非负要求，可直接作为建模的原始数列。

(2) 对偏差原始数列进行累加生成。

灰色模型的特点之一就是用于建模的数据不是原始数据，而是对生成数列的建模，所以建模之前要对相关数据列进行累加处理。根据累加公式(4-3)，对(4-10)式所示序列进行累加生成后，有

$$\{\varepsilon'^{(1)}(i)\} = \{\varepsilon'^{(1)}(1), \varepsilon'^{(1)}(2), \dots, \varepsilon'^{(1)}(n)\} \quad (4-12)$$

(3) 根据最小二乘法则，确定模型参数。

GM(1,1)模型的灰微分方程如式(4-4)所示，其参数可采用最小二乘准则进行辨识。令矩阵

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2), & 1 \\ -z^{(1)}(3), & 1 \\ \dots & \dots \\ -z^{(1)}(n), & 1 \end{bmatrix},$$

$$a = [a, b]^T$$

$$y_N = [\varepsilon'^{(0)}(2), \varepsilon'^{(0)}(3), \dots, \varepsilon'^{(0)}(n)]^T$$

则(4-4)式的灰微分方程可表示为

$$y_N = Ba,$$

令 e 为 GM(1,1) 数据矩阵方程的残差

$$e = y_N - B\hat{a},$$

则在 ε 的最小二乘准则下, 即

$$J = e^T e \rightarrow \min,$$

GM(1,1) 的参数 a, b 的辨识算式为:

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T y_N,$$

解出 $\hat{a}$ 后代入方程式(4-6)中得 $\varepsilon^{(1)}$ 序列在 $t+1$ 时刻的估计值计算公式为:

$$\hat{\varepsilon}^{(1)}(k+1) = \left[\varepsilon^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \right] e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \quad (4-13)$$

(4) 累加值还原。

由(4-13)式得出的输出值为累加值, 并非真实输出值。要得到真实输出值 $\hat{\varepsilon}^{(0)}$, 还应该对这些数据还原, 即先进行累减生成, 再进行数值下移。累减生成的基本关系式为:

$$\begin{aligned} \hat{\varepsilon}^{(0)}(1) &= \hat{\varepsilon}^{(1)}(1) \\ \hat{\varepsilon}^{(0)}(k+1) &= \hat{\varepsilon}^{(1)}(k+1) - \hat{\varepsilon}^{(1)}(k) \\ &\quad (k=1, 2, 3, \dots, n, n+1, \dots) \end{aligned}$$

另外, 由(4-11)式可进行下移还原, 得

$$\hat{\varepsilon}^{(0)}(k) = \hat{\varepsilon}^{(0)}(k) - |\varepsilon_{\min}|$$

(5) 模型修正。

在上述建模过程中, 为了及时校正预测方程的参数以适应因随机扰动等原因引起的时变, 需要不断补充新信息; 同时为了避免随着信息的增加, 计算机内存不断扩大, 建模运算量不断增大的困难, 需要保持建模维数不变。为此建立了新陈代谢 GM(1,1) 模型, 也就是说每次采得新数据后, 式(4-7)和式(4-8)所表示的数列中分别去掉最老的一个数据 $y(1)$ 、 $\hat{y}(1)$, 增加一个最新数据 $y(n+1)$ 、 $\hat{y}(n+1)$, 然后用新数据组

$$\{y(i)\} = \{y(2), y(3), \dots, y(n+1)\}$$

$$\{\hat{y}(i)\} = \{\hat{y}(2), \hat{y}(3), \dots, \hat{y}(n+1)\}$$

生成残差初始数列 $\{\varepsilon^{(0)}(i)\} = \{\varepsilon^{(0)}(2), \varepsilon^{(0)}(3), \dots, \varepsilon^{(0)}(n+1)\}$, 重新估计参数 $a = [a, b]^T$ 。如此不断循环, 使模型得到修正。

(6) 模型精度检验。

一个模型要经过检验才能判定其是否合理, 是否合格, 只有通过检验的模型才能用来做预测。GM(1,1) 模型的预测精度与原始数据列的分布有关, 自然也与建模维数有关, 老信息太多往往会淹没新信息的特点, 使预测对系统的波动反映

迟缓,跟踪性变差,故建模维数一般取为 5 为宜^[38],即 $n=5$ 。下面利用(4-13)式,以碱比为例,通过对 GM(1,1)模型残差和相对误差的考察来判断模型的可用性,结果如表 4-1 所示。

表 4-1 模型检验表

序号	原始序列 $x_{10}^{(0)}(k)$	模拟值 $\hat{x}_{10}^{(0)}(k)$	残差 $\varepsilon(k) = x_{10}^{(0)}(k) - \hat{x}_{10}^{(0)}(k)$	相对误差 $\Delta_k = \frac{ \varepsilon(k) }{x_{10}^{(0)}(k)}$
2	1.00	1.03	-0.03	3%
3	1.11	1.10	0.01	1%
4	1.25	1.17	0.08	7%
5	1.20	1.24	-0.04	3%

平均相对误差

$$\Delta = \frac{1}{4} \sum_{k=2}^5 \Delta_k = 3.5\%$$

由此可见, GM(1,1)的模拟精度还是比较高的,可以直接用来预测机理模型的偏差。

4.2.3 机理模型与 GM(1,1)的集成

机理模型只是理论上的模型,它是在很多假设条件下推导出来的。它忽略了工况和原料中未检测的化学成分对生料浆指标的影响,因此机理模型与实际模型之间存在较大的偏差。而 GM(1,1)通过对历史偏差数据的挖掘预测,对这个偏差进行补偿。设机理模型输出为 $\hat{y}$, GM(1,1)输出为 ε ,则机理模型与 GM(1,1)的并联集成得到的生料浆指标预测值为 $y = \hat{y} + \varepsilon$ 。

4.3 仿真结果

为检验方法的有效性,从氧化铝实际生产过程中取 50 组数据,用集成模型进行仿真,分别预测三个质量指标。为方便比较模型精度的高低,该 50 组数据与机理模型的预测样本相同。GM(1,1)建模维数取 $n=5$,然后用前 5 个时刻的实际数据建立 GM(1,1)模型,预测 6 时刻质量指标的补偿值,然后再将 6 时刻的实际数据用于建模数据中,同时去掉 1 时刻的数据,预测第 7 时刻指标的补偿值。依次类推,从而得到其余各时刻指标补偿值的预测结果,最后把指标补偿值加到对应时刻的基于物料平衡计算的指标预测值上,得到各时刻的质量指标预测值。结果如图 4-3 所示,图中实线表示指标的实际值,虚线表示补偿后的预测值。从

图中可以看出, 经过补偿后的预测值与实际值变化趋势一致。

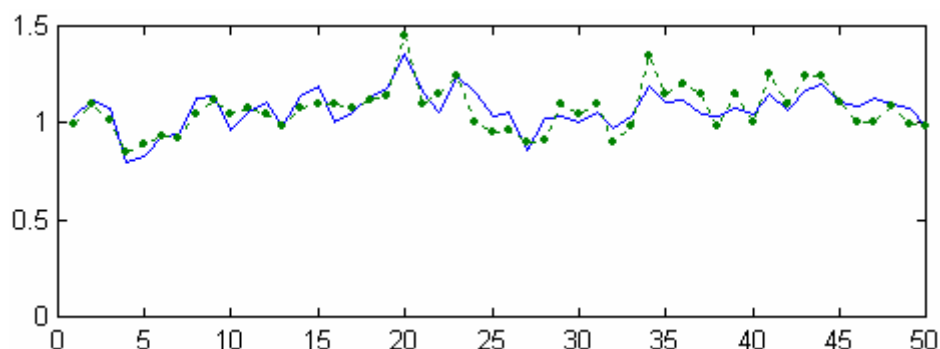


图 4-3(a) 碱比补偿模型预测结果

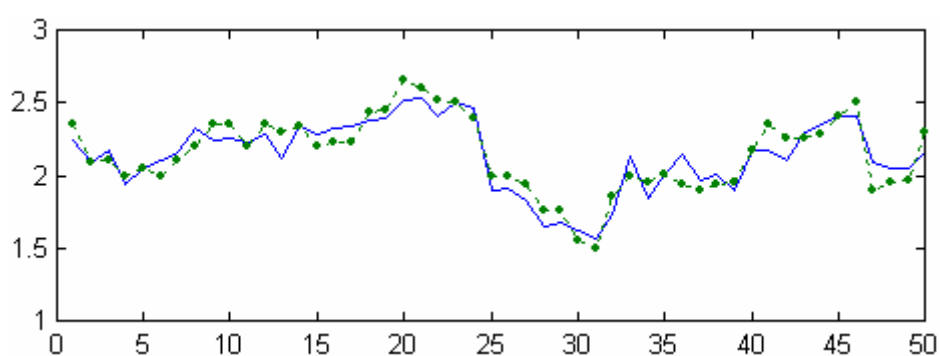


图 4-3(b) 钙比补偿模型预测结果

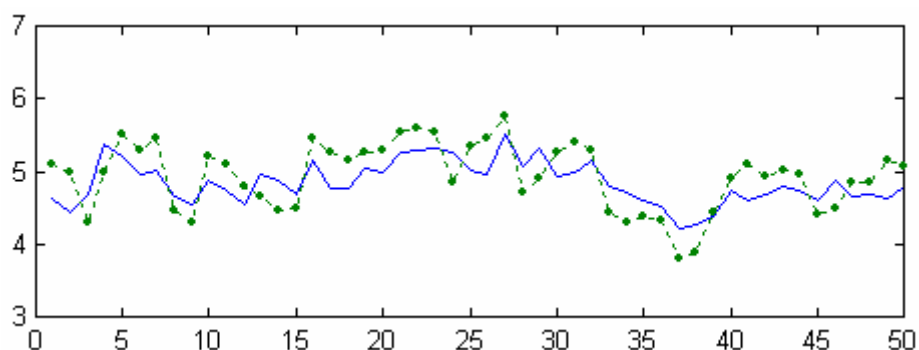


图 4-3(c) 铝硅比补偿模型预测结果

碱比实际值与补偿模型预测结果的绝对误差为 0.05, 相对误差为 4.6%; 钙比实际值与补偿模型预测结果的绝对误差为 0.08, 相对误差为 3.8%; 铝硅比实际值与补偿模型预测结果的绝对误差为 0.31, 相对误差为 6.6%。

由此可见, 经过 GM(1,1)补偿后的模型对碱比和钙比的预测精度较高, 基本达到期望要求; 而铝硅比的预测值相对误差为 6.6%, 精度较低, 但可以满足工程上的需要。总之, 与机理模型相比, 补偿后的模型精度大大提高, 反映了生料浆各指标的变化趋势, 可以为生产过程提供有益的参考。因此, 下一章将本章建立的生料浆质量预测模型作为配料优化的基础, 进行专家系统设计, 实现配料过程的优化控制。

4.5 小结

本章首先建立了基于物料平衡的机理模型，并将其作为基模型模块，其中，前一章建立的碱液预估模型嵌套在基模型模块中，用于基模型模块中的碱液成分含量变化参数；然后将 GM(1,1)模型与机理模型进行并行求和，GM(1,1)模型的输出作为机理模型输出误差的补偿，并对模型精度进行了仿真研究。

第五章 基于模型的配料专家优化系统设计与实现

5.1 系统概述

5.1.1 系统总体设计

烧结法氧化铝生料浆配料过程是存在诸多不确定性、无法用精确数学模型描述的复杂工业过程，传统的方法难以实施控制。而专家控制作为一种智能控制控制，将人的感性经验和定性算法结合，能够处理各种定性的与定量的、精确的与模糊的信息^[44]，且通过专家推理方法可以模仿人的行为进行配比调整。为此本文将前面建立的质量预测模型和专家控制系统相结合，采用质量预测模型为基础，专家系统为核心的优化方案，在集散控制系统实现给定下料量稳定控制的基础上，实现生料浆质量的准确预测以及配比的优化计算。

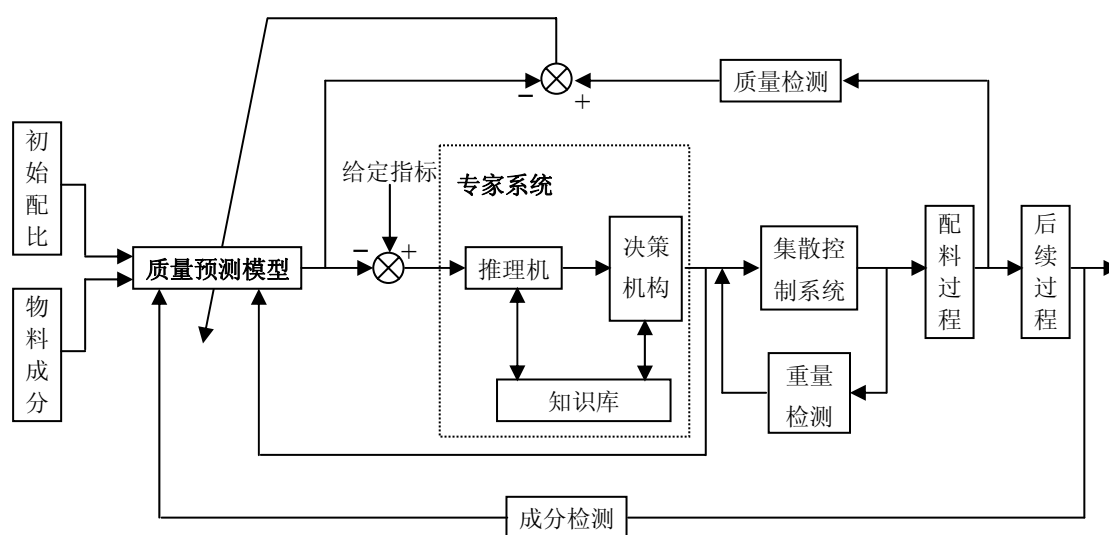


图 5-1 生料浆配料优化专家系统框图

生料浆优化配料专家系统的总体框图如图 5-1 所示，整个系统是以质量预测模型为基础，专家系统为核心的优化系统。系统进行配比优化时，首先将初始配比和原料成分(包括从后续过程返回的碱液)输入到生料浆质量预测模型中，预测结果与给定指标进行比较，其结果作为专家系统的输入；然后专家系统根据输入的误差进行推理、决策：如果输入的误差在要求范围内，则输出配比，作为集散控制系统控制配料比的给定值；否则继续优化，并将优化配比再次输入质量预测模型，和给定指标比较，继续运用专家推理、决策，反复循环直至得到最优配比。所以，专家控制系统是根据生料浆质量指标、单种物料的质量或成分状态以及预

测模型,通过预测—比较—推理—再预测—再比较—再推理这样不断循环来最终确定满足质量指标要求的生料浆配比的。

根据不同的生产要求,专家优化系统将能给出其它既满足质量指标要求,又能满足其他生产要求的生料浆配比。此外,随着物料以及烧结环境的变化,专家优化系统将能根据生产过程中的经验数据和知识,通过人机交互式实现专家自学习功能,以保证配比计算的准确性。

在整个系统的开发过程中,专家系统的设计与实现由项目组的其它成员完成。所以,本章重点介绍整个系统的开发平台及软件设计与实现。

5.1.2 系统硬件平台

氧化铝生料浆配料优化专家系统是在现有的集散控制系统基础上进行开发设计的。专家优化系统以一台专家优化计算机 EOC、六台实时监控计算机 MCC、三台现场可编程控制器 PLC 形成两级控制结构,并通过企业内部网与分公司的分析检测数据管理系统相连,总体结构如图 5-2 所示。

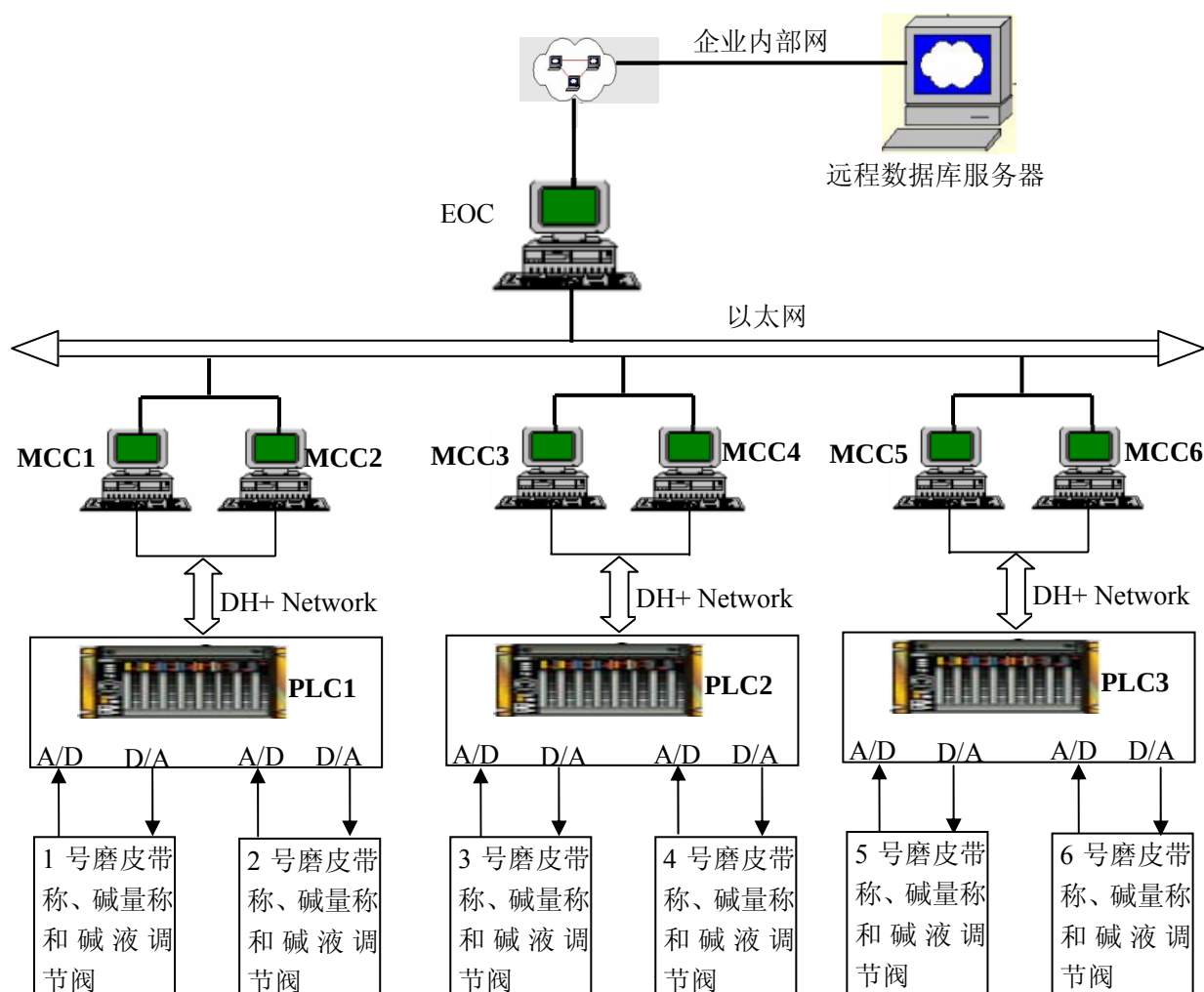


图 5-2 系统硬件结构图

专家优化机与实时监控机通过以太网连接,实现检测数据和操作信息的实时交换;现场可编程控制器通过 DH+Network 与实时监控机相连;而 PLC 通过输入模块(A/D)实时采集生料浆配料生产过程的检测信息,又通过输出模块(D/A)自动调整固体原料的下料量和碱液的流量,达到稳定优化控制的目的。

5.1.3 系统软件平台

对于复杂的烧结法氧化铝生料浆配料过程,如何使用计算机实现配比的优化及数据的处理与管理,将现有的人工智能等领域的重要成果应用与配料过程,将成为促进冶炼企业技术进步的重要手段。

氧化铝生料浆配料优化专家系统的开发采用面向对象设计方法,面向现场操作人员,使用在当今世界内广泛流行的操作系统和语言环境进行编程。优化机的操作系统选择 Windows2000/XP,主要考虑到 windows 操作系统不但有易于操作的图形用户界面(GUI)^[45],而且有许多其它的优良特性。Windows 操作系统以其漂亮的界面、强大的功能和广泛的应用前景受到普遍的欢迎。对于程序员来说,Windows 为应用程序的开发提供了丰富的内部接口函数(API),很容易直观地构造出一个界面,从而把主要的精力放在程序的功能上,大大节省了程序开发时间;对于用户来说,不用花费过多的时间学习就可以使用一个软件。由于实时控制中往往也涉及图形、图像、实时数据显示、人机交互的用户接口等功能,因此,Windows 环境下开发实时系统的要求日益突出。Windows 操作系统的诸多优越性满足了系统要求的实时性和应用程序稳定运行,保证了系统的可靠性。

程序开发工具选用 Visual C++6.0, Visual C++ 6.0^[46]是一种独立的 Windows 应用程序开发工具,其功能强大,采用消息驱动的结构化高级程序语言;它提供了 Windows 应用程序接口(API)、动态链接库(DLL)支持、开放数据库访问(ODBC)、ActiveX 组件等技术;具有支持面向对象编程、模块化、代码可重用、组件共享等技术;并且具有底层操作的优点,设计网络通讯程序和其它后台服务进程非常方便。可以高效、快速地构建出 Windows 环境下功能强大、图形界面丰富的应用软件系统,可以大大提高软件系统运行的速度,并且软件系统更加便于维护和管理。并且在软件开发过程中,使用 MFC 基本类库^[47]可以方便地开发各种漂亮的界面;综合运用面向对象的思想及多种实现手段,如多线程技术、ODBC 技术等,使得程序代码可重用,具有较强的可移植性,可设计出高性能、高稳定性的配料优化系统。系统软件实现的功能及结构框图如图 5-3 所示。

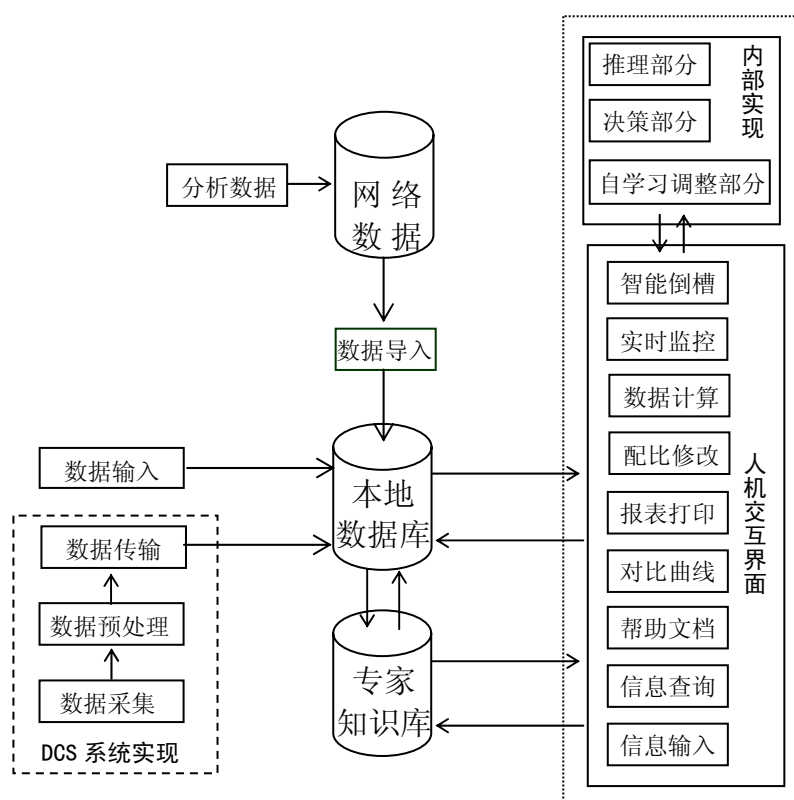


图 5-3 软件结构框图

5.2 系统软件实现

5.2.1 数据通信技术

由 5.1.2 节的图 5-2 可看出，配料优化系统位于原有集散控制系统的上层，需要实时获得下层设备(PLC)的数据，实现系统的监视功能；另外，也必须把系统的优化结果发送下去控制下料量，这就需要解决优化系统与下层设备(PLC)之间的通信问题。

实现优化系统与下层设备(PLC)的通信，以往的方法都要或多或少的了解下层硬件的信息，这给上层开发者带来了很大的不便。并且在系统开发前，配料过程已实现了下层的基础控制，上位实时监控机配有美国罗克韦尔公司的 RSView32 组态软件，下位机是美国 AB 公司的三台 PLC，一台 PLC 控制两台管磨机的下料量，整个系统布局如下图 5-2 所示。在这种情况下，可以利用 OPC 技术通过实现 VC 应用程序与组态软件的数据交换，实现系统与 PLC 的数据通信。这样，系统可以通过 RSView32 的标签数据库读取下层 PLC 的数据，也可以对 PLC 写数据，很方便地实现与下层 PLC 的数据通信，而不需要了解下层硬件的任何信息。

OPC(OLE for Process Control)是根据 Microsoft 的 OLE(现在 Active)、COM(部

件对象模型)和 DCOM(分布式部件对象模型)技术所要求的功能制定的一个开放和互用式的用户界面标准,它保证了自动化/控制应用程序和区域系统/设备之间的互用^[48]。它以 OLE/COM 机制作为应用程序级的通讯标准,采用 CLIENT/SERVER 模式,典型的 OPC 体系结构如图 5-4 所示。



图 5-4 OPC 体系结构图

OPC 数据存取服务器由三类对象组成：服务器(Server)、组(Group)、数据项(Item)。服务器对象用于指出特定的 OPC 服务器应用程序名,并作为组对象的容器；组对象存储由若干 Item 组成的 Group 信息并逻辑组织数据项；数据项对象存储具体的 Item 的定义、数据值、状态值等信息,一个 Item 就代表一个具体的过程变量。

OPC 客户应用程序要获取 OPC 服务器的数据,必须事先指定 OPC 数据访问服务器名和该服务器提供的 OPC 项的定义。因此利用 OPC 技术实现优化系统与 PLC 的通信必须要设置 OPC 服务器和编写 VC 实现代码,具体步骤如下:

(1) 设置 RSView32 作为 OPC 服务器

专门用于工业控制的通用组态软件之一 RSView32 支持 OPC 技术,它可以用作一个 OPC 客户和外部 OPC 服务器软件通信,也可以作为一个 OPC 服务器和其它第三方支持 OPC 技术的软件进行连接。本文中 RSView32 作为服务器,VC 应用程序作为客户端,采用 C/S 模式实现两者之间的数据交换。

用下列方法之一使 RSView32 作为 OPC 服务器:

- ①选择“启动”编辑器里“启动”页上的“OPC/DDE 服务器”复选框;
- ②发出 RTDataServerOn 命令 (从命令行或另一个 RSView32 组件里,使用 RTDataServerOff 命令可以取消此功能。),这将允许其它应用程序读取数值但不能改变它;
- ③发出 RTDataWriteEnable 命令(从命令行或另一个 RSView32 组件里,使用 RTDataWriteDisable 命令可以取消此功能。),这允许从外部 OPC 应用程序即可以读取数值,也可以改变 RSView32 的标记值。

由于优化系统要对物料流量进行监控,所以系统中选择第三种方法使 RSView32 作为 OPC 服务器。另外,VC 应用程序要从 RSView32 取得数据,必

须使用表 5-1 中的信息。

表 5-1 OPC 服务器信息

名称	说明
服务器(Service)	RSI.RSView32OPCTagServer
主题(Topic)	RSView32 的工程文件名
数据项(Item)	需要读取的变量, 可以通过查看 RSView32 的标签数据库获得

(2) VC 应用程序作为 OPC 客户端的程序实现

OPC 规范中提供了两套接口方案, 即定制接口和自动化接口^[43]。定制接口效率高, 通过该接口能够发挥 OPC 服务器的最佳性能, 采用 C++ 语言的客户一般采用定制接口方案; 自动化接口使解释性语言和宏语言访问 OPC 服务器成为可能, 采用 VB 等语言的客户一般采用自动化接口。在 VC 环境中使用定制接口开发 OPC 客户应用程序, 主要有以下七个关键步骤:

① 包含 OPC 头文件。

开发 OPC 客户应用程序, 除了需要 OPC 接口外, 还需要在程序中包含 OPC 标准库文件:

```
#include "opcda_i.c"    OPC 数据存取接口
#include "opcda.h"      OPC 数据存取 2.0 头文件
#include "opccomn_i.c"  OPC 公共接口定义
#include "opccomn.h"    OPC 公共头文件
```

② 初始化 COM 支持库。

由于 OPC 是基于 COM 技术制定, 所以在使用接口类之前必须首先使用 CoInitialize(NULL)函数初始化 COM 库, 如果成功, 函数返回值等于 S_OK。

③ 连接 OPC 服务器。

OPC 客户能够连接到 OPC 服务器上, 并建立 OPC 组和 OPC 数据项, 这是 OPC 数据访问的基础, 如果没有这个机制, 数据访问的其它机能不可能实现^[49]。实现代码如下:

```
ConnectToServer(/*in */LPOLESTR ProgID, /*out */ IUnknown **ppUnknown)
{
    CLSID OPCCLSID;
    HRESULT hRes=CLSIDFromProgID(ProgID,&OPCCLSID);
    //每个 COM 服务器都有一个 CLSID, 通过该函数可以将字符串 ProgID 转换为
    //一个全球唯一 CLSID。在这里 ProgID 的值是“RSI.RSView32OPCTagServer”。
    hRet=CoCreateInstance(OPCCLSID,NULL,CLSCTX_LOCAL_SERVER,
```

```
IID_IUnknown,(void **)ppUnknown);
}
```

这段程序的结果是一个指向服务器对象 IUnknown 接口的指针变量 ppUnknown。

④创建 OPC 组。

IOPCServer 接口的 AddGroup()方法可以创建一个有指定名称和属性的 OPC 组。在调用该方法之前，可以使用上一步得到的 IUnknown 接口指针，通过它的 QueryInterface()方法请求 IOPCServer 接口指针。代码如下：

```
ppUnknown->QueryInterface(IID_IOPCServer,(void **)&pServer);
//得到 IOPCServer 接口指针 pServer
pServer->AddGroup(L “ ”, ...,IID_IOPCItemMgt,&pOPCItemMgt);
//同时得到 IOPCItemMgt 接口指针 pOPCItemMgt
```

⑤添加数据项。

IOPCItemMgt 接口的 AddItem()方法可以添加具有特殊属性的指定数量的数据项。方法如下：

```
pOPCItemMgt->AddItems(ItemNumber,ItemArray,
(OPCITEMRESULT**)&pItemResult,(HRESULT **)&pErrors);
```

ItemNumber 为要添加数据项的个数，因为现场共有六台管磨机，每台管磨机有四个皮带称，另加碱液流量和碱粉下料量，所以有 36 个输入量，36 个给定量，共需添加 72 个数据项；ItemArray 为 OPCITEMDEF 类型结构数组，它包含数据项的详细信息，客户需要知道要进行交换的数据在 RSVIEW32 标签数据库中的名称、数据类型及作为 OPC 服务器的 RSVIEW32 项目名称。添加数据项之前，要用这些数据项信息对 ItemArray 结构数组进行初始化。

⑥数据交换。

成功地增加完所需要的数据项后，OPC 客户(VC 应用程序)和 OPC 服务器(RSVIEW32)就可以进行数据交换了。在数据量不大的情况下，可以使用 IOPCSyncIO 同步接口的 Write()和 Read()两个方法进行数据的读写操作，从而实现 OPC 客户(VC 应用程序)和 OPC 服务器(RSVIEW32)之间的数据交换。代码如下：

```
ppUnknown->QueryInterface(IID_IOPCSyncIO,(void **)&pOPCSync);
//得到 IOPCSyncIO 接口指针 pOPCSync
pOPCSync->Read(OPC_DS_CACHE,ReadNumber,hServerRead,&pItemValue,
&pErrors); //读 ReadNumber 个数据项
pOPCSync->Write(WriteNumber,hServerWrite,WriteValue,&pErrors);
//写 WriteNumber 个数据项，WriteValue 为 ColeVariant 类型的给定数据数组。
```

⑦删除对象，释放内存。

在 VC 应用程序停止运行之前必须使用 Release()方法删除已创建的 OPC 对象并释放内存。到目前为止，用到的接口都有相应的函数。

```
pOPCItemMgt->RemoveItems(ItemNumber,hServer,&pErrors);
```

```
pServer->RemoveGroup(hOPCServerGroup,TRUE);
```

```
pOPCSync->Release();
```

```
pOPCItemMgt->Release();
```

```
pServer->Release();
```

```
pUnknown->Release();
```

通过以上步骤，可以把优化系统的开发和底层硬件分离开来，使得工作效率有了很大提高。系统开发时，无需了解硬件的实质和操作过程，就能访问 OPC

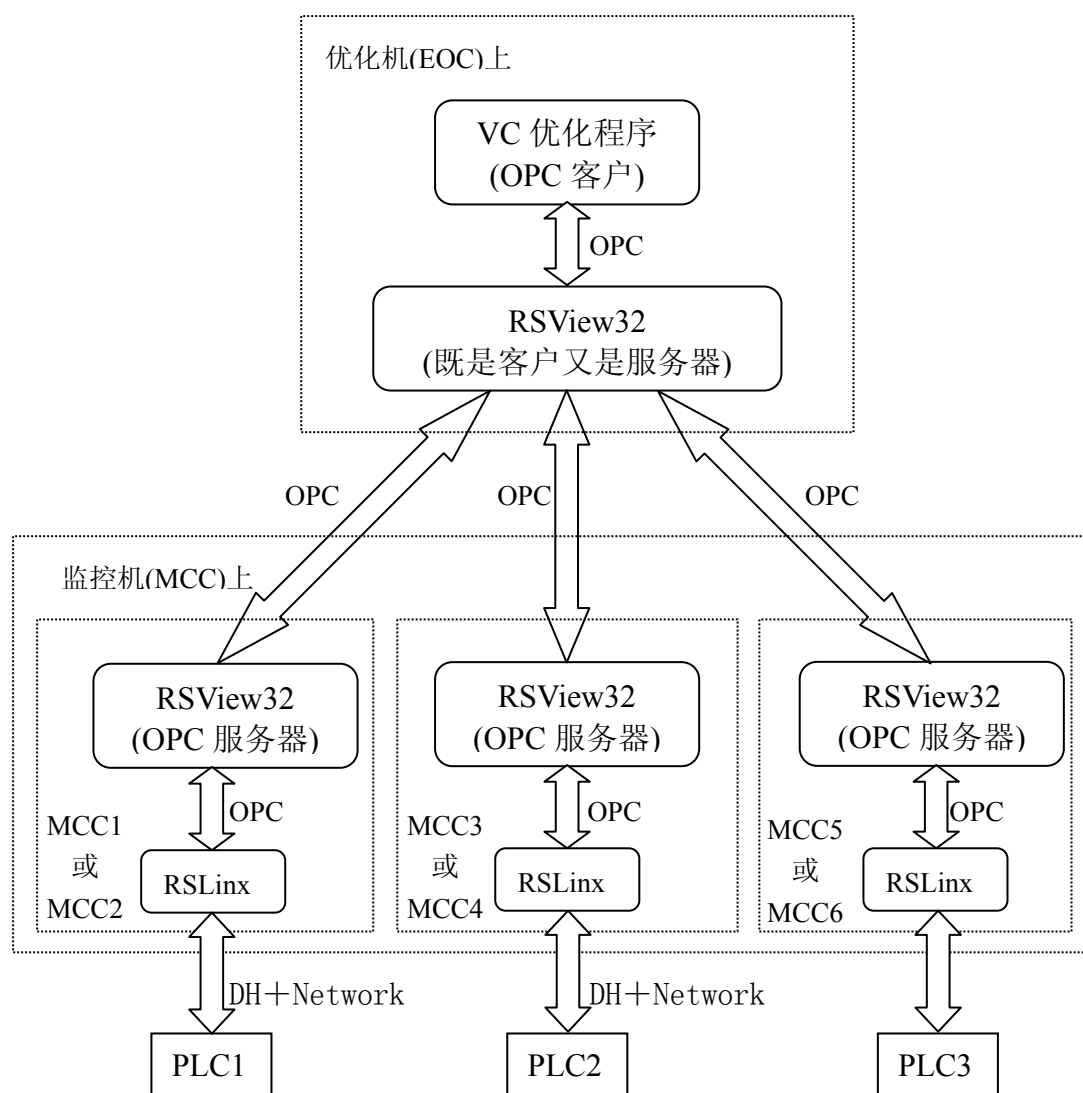


图 5-5 优化系统数据流向图

数据服务器(RSView32)中的数据,尤其是在现场已使用了组态软件进行实时监控的过程控制系统基础上,用 C++等高级语言开发系统时,大大简化了过去从设备传输数据的复杂过程。

为了实现优化系统对六台磨下料量的监控,通过以太网把优化系统所在的计算机和原有系统的上位监控机连接起来,并在优化机上创建一个自己的 RSView32 的工程,在它的标签数据库中集中了六台管磨机下料量的实时变量和给定量,这些变量来自下面监控机上的 RSView32 工程。这样,监控机的 RSView32 工程作为优化机 RSView32 工程的 OPC 服务器,优化机 RSView32 工程再作为 VC 程序的 OPC 服务器,从而实现了一点对多点的数据通信,数据流向如图 5-5 所示。

5.2.2 数据库技术

Microsoft Access 数据库是一种关系型数据库,关系型数据库由一系列表组成,表由一系列行和列组成,每一行是一条记录,每一列是一个字段。每一个字段有一个字段名,字段名在一个表中不能重复。用户可以使用许多较小的表存储数据,并使其能很容易地用多种方式进行筛选、分类和更新数据;同时存放有关表间关系的信息^[50],每条信息仅在一处存放,减少数据重复,节省存储空间,使数据的更新快速准确,表结构的修改也非常容易。而且,可以通过显示在屏幕上的表单来查看 Access 的数据,也能在打印出的报表中看到它们,使用起来灵活简便。因此,根据现场的实际情况,本地选用 Microsoft Access 数据库来存放数据。本地数据库有两大类组成,一类存放专家知识;一类存放生产数据。为了保证系统能正常优化配比,专家知识数据库一般不允许人工随便操作;而生产数据库中的数据随时都要进行更新、添加、删除及查询等操作。

目前,所有的分析检测数据都从各分析室直接录入到了远程服务器上,但远程 Oracle 数据库的数据结构和本地 Access 数据库的数据结构是不同的,所以优化系统程序要从网上直接获得分析数据,必须将服务器上的数据结构转换成本地数据结构,而异构数据库的数据导换必然涉及到数据库间的链接。使用 ODBC 能够灵活地实现异构数据库数据的存取,成为系统数据导换中实现数据共享必不可少的技术,而且使用 ODBC 可以获得较强的应用程序独立性,当系统需要变更服务器或要将数据库软硬件升级时,客户端的应用程序只需要较少的改变。故本文主要采用 ODBC(开放数据库连接)技术对数据库进行链接。

ODBC^[51, 52](Open Database Connectivity 即开放式数据互联)是一种基于结构化查询语言(SQL)的程序设计接口,是一种开放、通用的数据库访问方法,也是使用最广泛的 Windows、应用程序数据库接口,为不同数据库数据的访问和操作提供了一个全新而统一的解决方案。它实质上是一个数据库访问库,它为应用程

序存取关系型数据库提供了一个接口标准,允许应用程序具有最大限度的可操作性。使用 ODBC 应用程序可以访问不同的数据库,而不必局限于确定的关系型数据库(RDBMS),从而可以使用户的应用程序从特定的数据库管理系统(DBMS)中脱离出来。

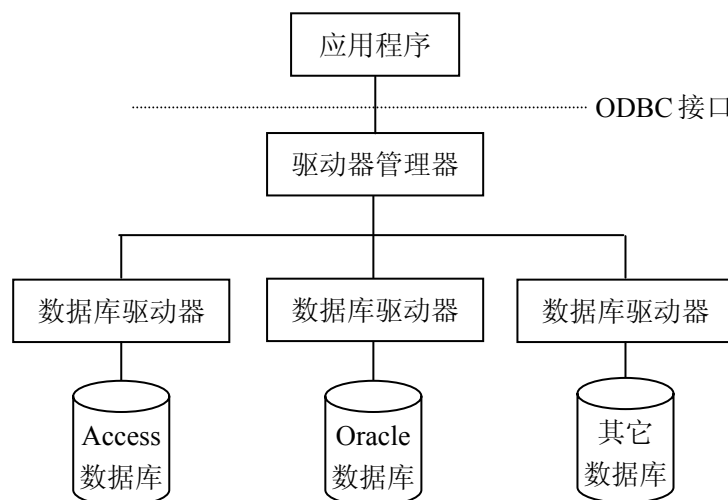


图 5-6 ODBC 四个组成部分的关系

ODBC 体系由以下四部分组成:

(1)应用程序。

应用程序完成处理和调用 ODBC 函数来执行 SQL 语句,并返回结果。

(2)驱动器管理器。

驱动器管理器是一动态连接库(DLL)。它根据应用程序装载数据库驱动器。一般 WIN32 或者 WIN95 中都提供了一个驱动器管理器。

(3)数据库驱动器。

数据库驱动器也是一个动态连接库,处理 ODBC 函数调用,传送 SQL 请求给确定的数据源,并向应用程序返回结果。必要时数据库驱动器修改应用程序的请求,以便该请求符合所连接数据库的语法。

(4)数据源。

数据源包括用户要访问的数据及其相连的操作系统、数据库管理系统(DBMS),有时可能还有网络平台。

在应用程序中,驱动器管理器和数据库驱动器一般作为一个单元出现,负责 ODBC 函数的调用,图 5-6 是 ODBC 四个组成部分的关系图。

ODBC 数据库编程步骤如下:

(1)建立数据库。在这里,用 microsoft Access2000 创建了两个本地数据库文件(一个为生产数据库,一个为专家知识库)。

(2)配置 ODBC 数据源。需要配置的数据源有两类: Access 数据库和 Oracle 数据库。方法如下:打开控制面板,单击“管理工具”中的“数据源(ODBC)”

图标，在“用户 DSN”标签中，单击“添加”按钮，选择相应的数据源驱动程序，单击“完成”按钮，出现“安装”对话框，输入数据源名，单击“选择”按钮，选择已建立的数据库文件，单击“确定”，完成 ODBC 数据源的配置。

按上面步骤配置 Oracle 数据源前，需利用 Oracle 客户端自带的网络功能将远程服务器上的 Oracle 数据库连接到优化机。

(3)使用 VC 中的 Class Wizard 创建 Crecordset 派生类，使之与数据表对应，以后的程序中就可以使用该类处理其对应的数据表。

VC++的 MFC 基类库定义了几个数据库类，其中 CRecordset(记录集类)封装了对表记录进行操作的许多功能，如查询、添加、删除修改记录等，并能直接为数据源中的表映射一个 CRecordset 类对象，方便用户与数据库交互。

(4)向应用程序中添加支持数据库特性的代码。在 VC 中主要通过 SQL 语句完成对每个数据库的访问及异构数据的导换。

5.2.3 报表打印

Excel 作为 Microsoft 公司的表格处理软件，在表格方面有着强大的功能，所以现场报表都是 Excel 表格。整个优化系统是利用 VC 开发的，由于报表形式复杂，利用程序画表格然后再添入数据库中的数据会很不方便，而且效率不高。所以用 VC 编写直接控制 Excel 操作的程序，方法是用 VC 的 OLE 自动化技术获取 Excel 的控制句柄，从而直接控制 Excel 的一系列操作；Excel 可以用作 OLE 服务器，向外部输出某些属性、方法和事件^[53]，VC 可利用这些功能，实现与 Excel 的集成。微软的 Excel 对象模型包括了 128 个不同的对象、从矩形，文本框等简单的对象模型到透视表、图表等复杂的对象。在 VC 程序中，实现报表打印主要使用了表 5-2 中的四个主要对象。

表 5-2 实现报表打印的主要对象

Application 对象	Application 对象处于 Excel 对象层次结构的顶层，表示 Excel 自身的运行环境
Workbook 对象	Workbook 对象直接地处于 Application 对象的下层，表示一个 Excel 工作簿
Worksheet 对象	Worksheet 对象包含于 Workbook 对象，表示一个 Excel 工作表
Range 对象	Range 对象包含于 Worksheet 对象，表示 Excel 工作表中的一个或多个单元格

5.3 软件功能界面设计

5.3.1 配比监视

主监视界面如图 5-7 所示，该画面显示出配料优化系统的生产流程模拟图。图中主要显示六台管磨机的下料流量，每 5 秒刷新一次，右下角为对应物料的流

量单位。用户通过该界面可以实时查看各物料的实际下料情况，确保实际所下配比与优化配比的一致。

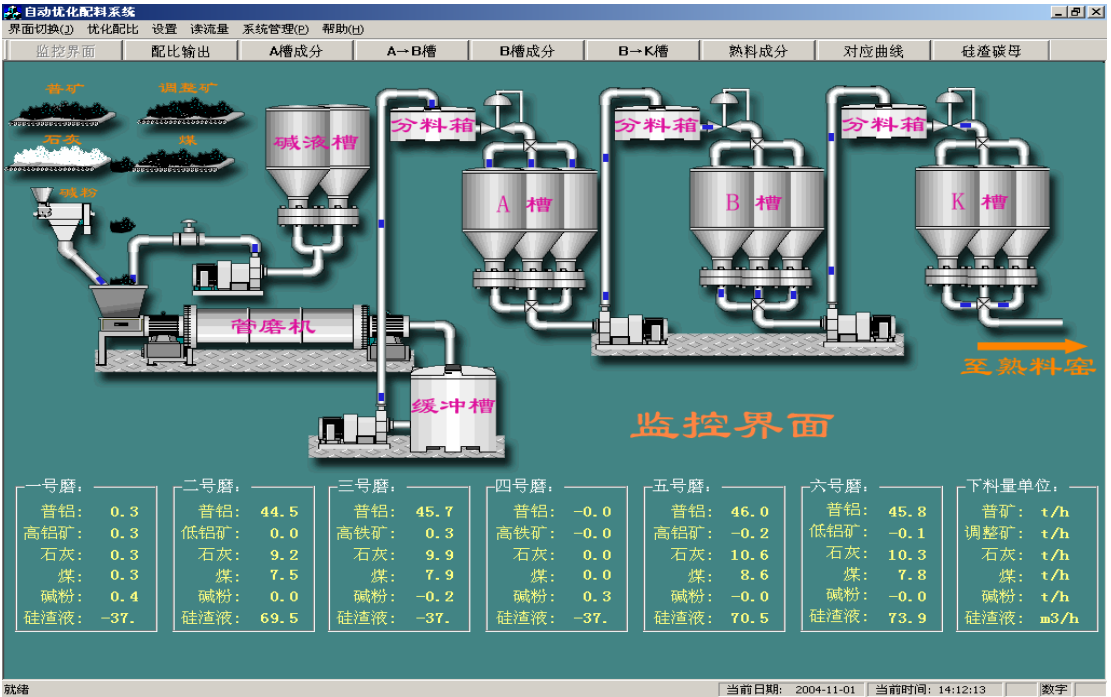


图 5-7 主监视界面

5.3.2 数据管理

由于配料过程数据繁多，所以系统对所有的数据进行分类管理，每类数据都设计了相应的界面，在对应的界面可以通过功能按钮方便地对数据进行操作。图 5-8 是硅渣和碳分母液的数据界面，在界面的右边设计了相应的功能按钮。



图 5-8 数据管理界面

5.3.3 配比输出

配比输出界面如图 5-9 所示，画面左边是系统根据生产情况及预测模型给出的优化配比，右上边是系统的给定目标，右下角是预测模型的预测指标。



图 5-9 配比输出界面

5.3.4 信息输入

信息输入界面主要是指一些设置对话框，通过这些对话框，可以增加系统的灵活性和通用性。

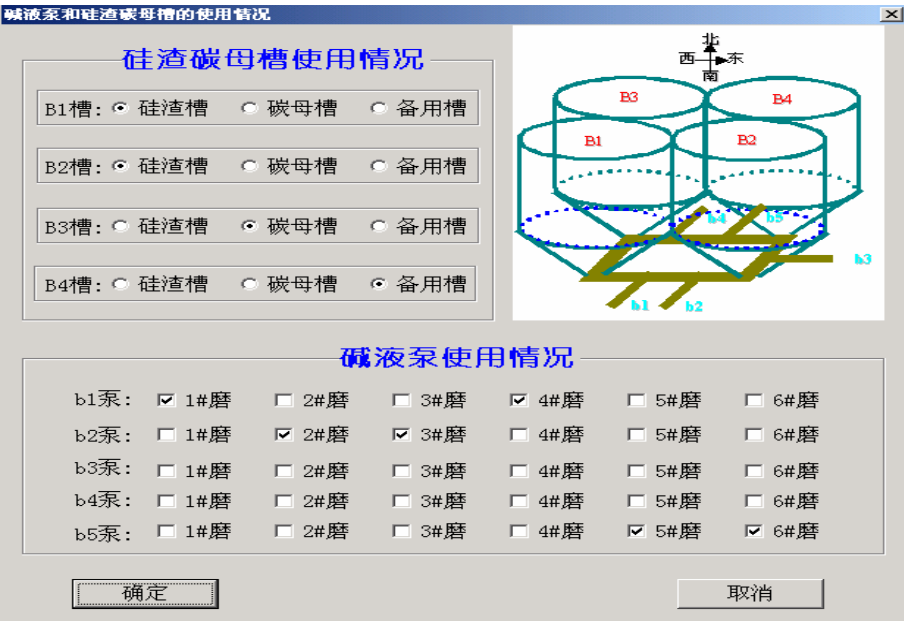


图 5-10 碱液槽和碱液泵使用情况

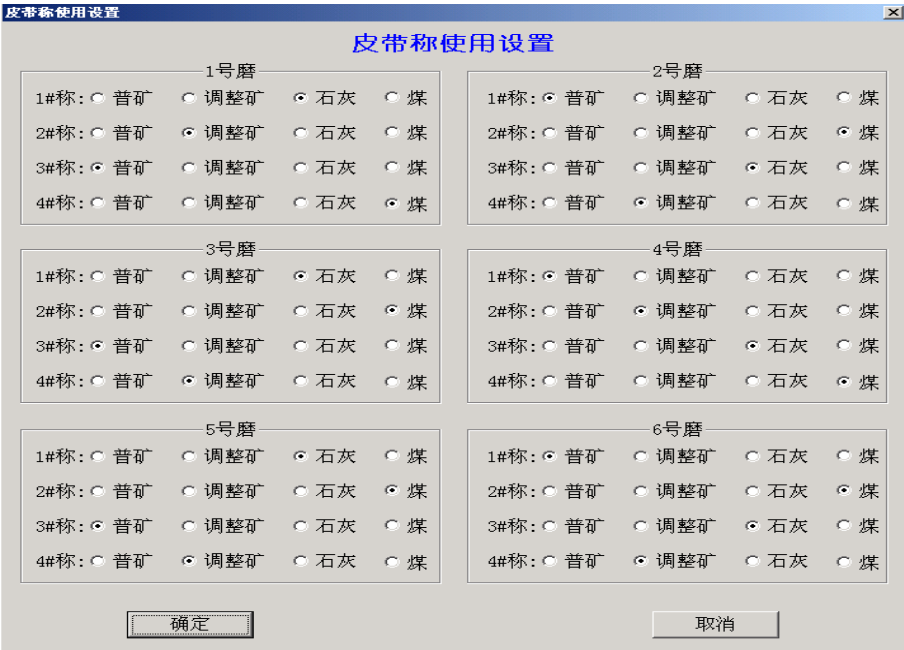


图 5-11 皮带称使用设置框

5.3.5 帮助

如果操作人员在使用本系统软件过程中有什么疑难问题，可以通过帮助界面查询。帮助界面中详细介绍了各个界面的操作使用说明以及注意事项，各个子系统模块的基本功能，用户通过帮助可以更好地使用软件。其中的一个帮助界面如图 5-12 所示。

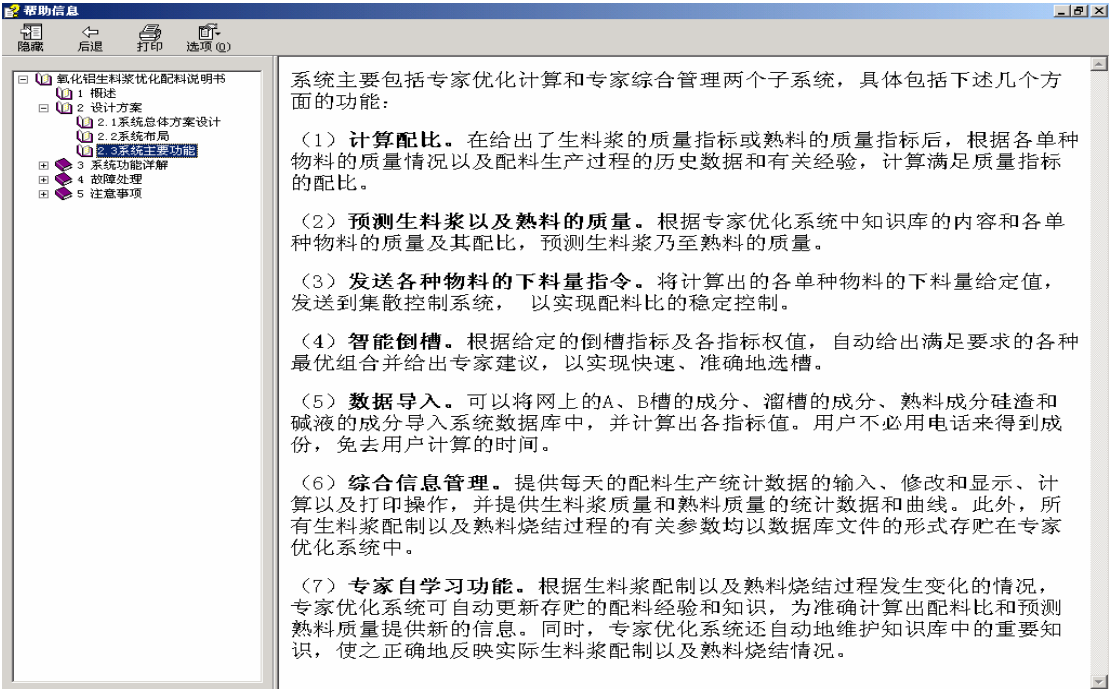


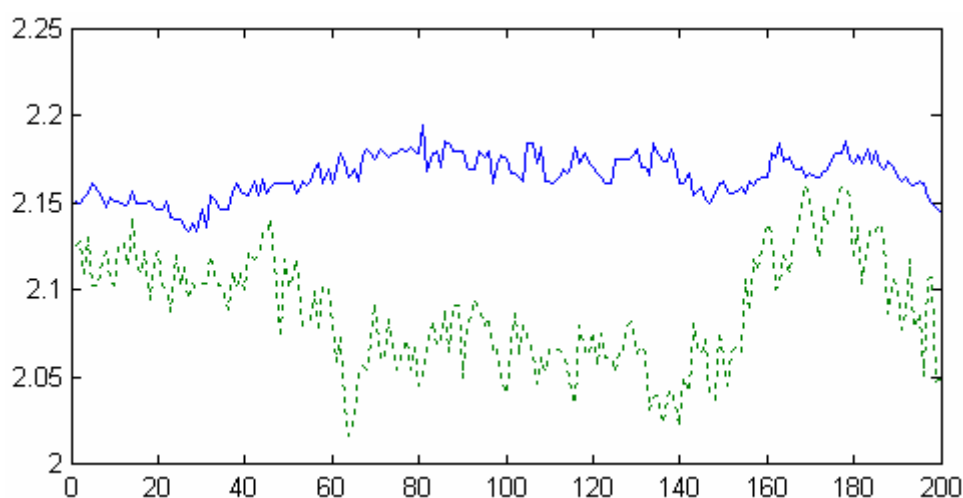
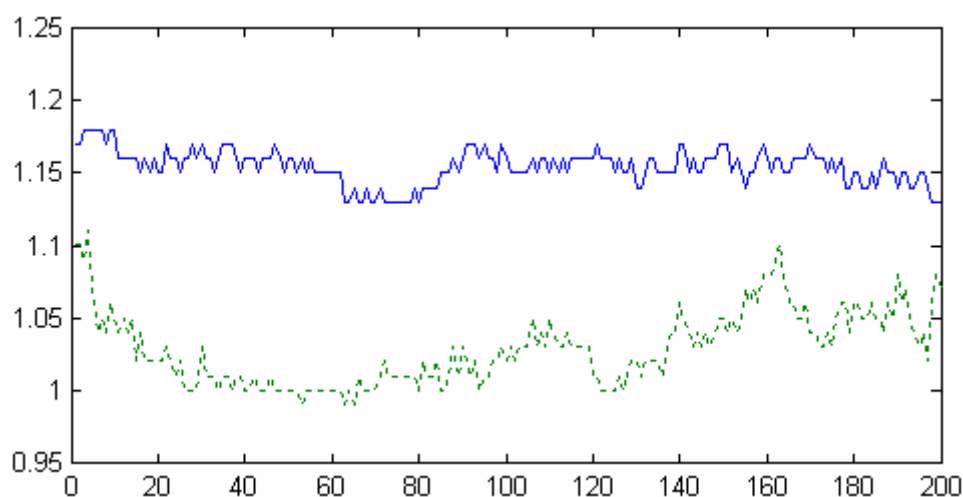
图 5-12 系统帮助界面

5.4 工业应用效果与分析

本软件系统经过几个阶段的调试运行,已正式投入使用,现以实际运行的反馈信息和实际数据为标准,对烧结法氧化铝生料浆优化配料专家系统的应用效果进行分析。包括以下几个方面:

(1) 系统的可用性

为了从数据的角度分析系统的可用性,可分别取系统运行前一段时间内的生料浆数据和系统运行后一段时间内的生料浆数据,然后采用数据对比的方法,对系统的运行效果进行分析。为了使数据具有可比行,取系统投入运行之前某年9~10月份的数据和投入运行之后9~10月份的数据进行比较,图5-13是这两组生料浆数据三个指标的对比曲线。需要说明的是,生料浆指标的中心值是根据生产情况进行调整的,由于图中所取的两组数据时间间隔大约是1年,所以它们的中心值是不同的。



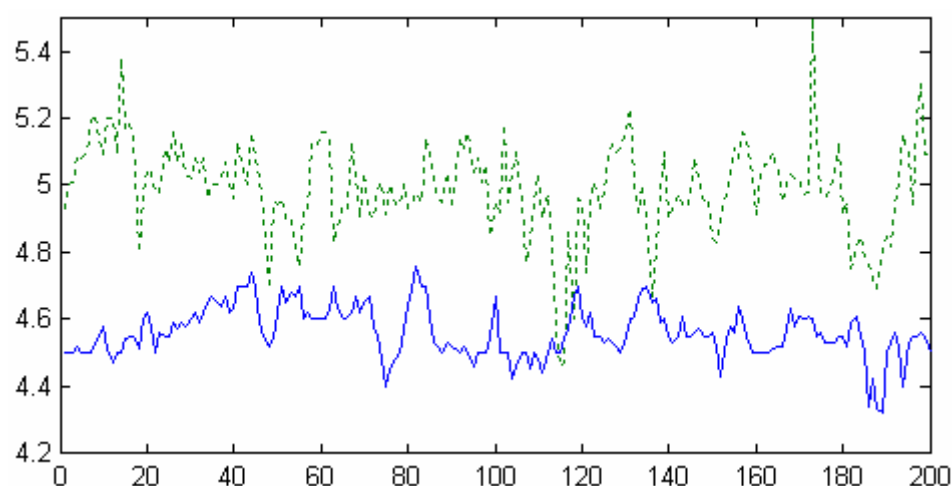


图 5-13(c) 铝硅比对比曲线

图中，实线表示系统投入运行后的生料浆指标曲线，虚线表示未投入系统时的指标曲线。从三个指标的曲线图可以看出，系统运行前的指标曲线波动频繁，而且整条曲线的变化是大起大落，没有规律可循，这说明完全凭工人经验配制的生料浆指标是很不稳定的，而且波动范围也比较大，其中 $[N/R]$ 的波动范围约为 $0.99\sim 1.12$ ，差值为 0.13 ； $[C/S]$ 的波动范围约为 $2.010\sim 2.160$ ，差值为 0.15 ； A/S 的波动范围约为 $4.45\sim 5.50$ ，差值为 1.05 。系统投入使用以后，生料浆指标曲线明显变得平稳，尤其相邻点之间的波动不大，是一个相对平稳的变化过程，说明在每次指标调整时，系统会进行平稳的过渡，而在指标稳定的状态，系统将通过调整配比来保持配制生料浆指标在要求范围内波动，其中 $[N/R]$ 的波动范围是 $1.13\sim 1.18$ ，差值 0.06 ； $[C/S]$ 的波动范围是 $2.14\sim 2.18$ ，差值为 0.04 ；但由于调整矿供应不足， A/S 往往难以严格地按优化结果进行配比调整，所以，和其它两个指标相比， A/S 的波动最大，其波动范围是 $4.40\sim 4.75$ ，差值为 0.35 。

由此可见，系统投入运行后，生料浆指标的波动范围明显减小，说明系统运用到配料过程中，可以通过对配比的优化控制实现生料浆指标的稳定，具有很强的可用性。

另外，系统拥有友好的人机界面、易于操作，工人可以很快掌握整个软件的使用，所以从软件使用的角度看，系统也具有很好的可用性。

(2) 系统的灵活性

系统运行过程中，可以根据配料过程的动态变化，使质量预测模型实现在线修正，专家规则实现自学习，具有灵活性。另外，系统对矿石的供应情况、碱液泵和碱液槽的使用情况及皮带称的使用情况等一些可变的生况都设计了相应的界面，用户只要根据外界工况的变化在界面上进行简单的操作，系统就可以优化出符合实际情况的配比结果，提高了系统的通用性和灵活性。

(3)系统的效益

系统投入运行后，纠正了以往操作的盲目性，减轻了工人劳动量，降低了劳动强度、节约了能耗，增加了产能，使原来 6 台窑的产能相当于 7 台窑的产能，在设备没有增加的情况下，产能提高了 $1/6$ ，带来了可观的经济效益。

(4)系统的意义

对于其它的流程工业过程预报与优化系统的研究有示范与推动作用。

5.5 小结

本章主要介绍了生料浆质量预测模型在工业中的应用及整个配料优化系统的设计，着重介绍了系统的开发平台及几个技术的软件实现，最后还列举了系统的主要界面，同时，通过生产数据的对比，说明了系统的可用性和重要意义。

第六章 结论与展望

本文以中州铝厂烧结法氧化铝生料浆配料生产过程为背景,针对物料成分检测和生产过程滞后的问题,主要研究了生料浆质量预测模型及其应用问题。对于存在非线性、不确定性、大时滞、参数分布性和时变性等复杂内在机理的烧结法氧化铝生料浆配料过程来说,考虑到采用任何一种单一的建模方法来建立生料浆质量预测模型都难以满足实际生产的要求,本文提出了一种分步建模的新思路。

首先,对成分含量波动大且无法实时检测的硅渣建立了神经网络预测模型;然后,根据实际工艺特点,结合流体力学的知识,建立了碱液成分含量预估模型,其中神经网络模型嵌套在碱液预估模型中作为预估模型的一个输入量;最后,根据配料过程主要为物理变化的特点,对生料浆质量建立了机理预测模型,并将碱液预估模型嵌套在机理模型中,预估模型的结果作为机理模型的一个变化参数。机理模型是根据物料平衡建立的,能反映对象的本质,但由于配料过程的复杂性,其精度是十分有限的。而 $GM(1,1)$ 具有从凌乱数据中寻找规律的能力,在复杂生产过程建模方面具有很大优势,所以可以与机理模型结合起来,对其输出加以补偿,提高了模型精度。

文中将最终建立的生料浆质量预测模型作为专家系统的优化基础,在 Windows 平台上,使用 VC++6.0 设计开发了烧结法氧化铝生料浆优化配料专家系统。该系统投入现场运行一段时间,收集了一些实际运行数据。这些数据表明生料浆质量预测模型的有效性和准确性,很好地实现了生料浆指标的实时预测。优化系统能根据生料浆指标的预测值来调整原料配比达到最优,稳定了生料浆的指标,提高了一次入槽合格率。这样既保证氧化铝生产过程实现高产、优质、低耗,又为企业带来良好的经济效益。

然而,由于氧化铝生料浆配料过程是一个复杂的工业过程,影响生料浆指标的因素众多,所以对生料浆质量预测模型的研究只是取得了初步成果,进一步研究可以从以下几个方面着手:

(1) 硅渣成分含量预测模型

由于神经网络具有逼近任意非线性的能力,所以硅渣成分含量采用神经网络进行预测,但在神经网络中现有的 BP 算法存在训练速度慢、效率低,容易陷入局部最优的问题,如何改进现有的算法是一个值得深入讨论的问题。

另外,影响硅渣成分含量变化的因素很多,但由于信息的缺乏,只能从硅渣几种化学成分含量的历史检测数据中获取信息,这样必然会降低神经网络的预测精度。所以,目前硅渣成分含量的神经网络预测模型只能给出变化趋势预测,模

型精度还需要进一步提高。故可以对神经网络输入变量的选取进行进一步研究，也可以研究新的更好的建模方法。

(2) 碱液成分预估模型

碱液预估模型是在诸多假设条件下推出的，虽然通过分析生料浆指标可以确定该模型结果实现了碱液成分含量的正确预估，但其合理性和模型精度还需要进一步确定和提高。

(3) 生料浆质量预测模型

灰色模型具有辨识参数少的特点，特别适合贫信息系统，实质上一种从数据寻找数据的建模方法。生料浆质量预测模型是机理模型与 $GM(1,1)$ 的并联模型，但 $GM(1,1)$ 模型维数仅是通过理论分析确定的，并没有进行数据上的验证，所以对 $GM(1,1)$ 的维数还可进一步研究，也可以研究新的补偿方法，从而可以在提高预测精度的基础上提高优化控制水平。

(4) 模型的在线修正

分步建模中的各个模型都是基于历史数据的，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，本文中的灰色模型采用了数据更新的方法对模型进行简单修正，并没有针对模型结构或重要参数提出具体的修正策略，在这方面还值得深入研究。

本文提出的生料浆质量预测模型已成功应用到优化配料专家系统中，为氧化铝的后续生产提供了指导。本论文的工作还只是一个开始，可以预料，随着工业建模理论水平的提高，生料浆质量预测模型将不断完善，预测精度也不断提高，从而为氧化铝生产企业带来更显著的经济效益和社会效益。

参考文献

- [1] 王雅琳. 智能集成建模理论及其在有色冶炼过程优化控制中的应用研究[D]: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2001
- [2] Wang Yalin, Gui Weihua, et al. A multi-objective optimization for the mixture ratio of Pb-Zn sintering process based on an intelligent integrated model[C]. AMSMA'2000, GuangZhou, 2000
- [3] Chen Xiaofang, Gui Weihua, Wang Yalin. A prediction model of sulfur based on intelligent integrated strategy[C]. Proceedings of IFAC 15th Congress, Barcelona, 2002
- [4] 杨重恩. 轻金属冶金学[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1996
- [5] 陈红武, 王新武. 稳定熟料指标降低氧化铝工艺能耗[J]. 有色金属节能, 2001, 0 (1): 13~15
- [6] 谭天乐. 基于粗糙集的过程建模、控制与故障诊断[D]: [博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2003
- [7] 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[D]: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2004
- [8] 应苏如. 氧化铝生产过程的苛性比值与溶出率智能集成预测模型的研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2004
- [9] 王耀南, 宋明. 复杂工业系统的广义知识模型与智能模型[J]. 中南工业大学学报 (自然科学版), 2003, 34(4): 335~341
- [10] 杨斌, 田永青等. 智能建模方法中的数据预处理[J]. 信息与控制, 2002, 31(4): 380~384
- [11] Schlang Martin. Neural Networks in Real World Applications[J]. IEEE EXPERT, 1996, 11(4): 8~9
- [12] Mastumaoto H, Kurda C, Palosaari S, et al. Neural Network modeling of serum protein fractionation using gel filtration chromatography[J]. Journal of Chemical Engineering of Japan, 1999, 32(1): 1~7
- [13] Babuska R, Berbruggon H B, Vancan H J L. Fuzzy Modeling of Enzymatic penicillin-G Anbersion[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 1999, 12(1): 79~92
- [14] Xiao Weirong, Weidemann B. Fuzzy Modeling and Its Application to Magentic Bearing Systems[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 73(20): 201~217
- [15] 吕宏辉, 钟络, 夏红霞. 灰色系统与神经网络融合技术探索[J]. 微机发展,

- 2000, 10(3): 3~5
- [16] 邓聚龙. 灰色控制系统(第二版)[M]. 武汉: 华中理工大学出版社,1997
- [17] 刘思峰, 郭天榜, 党耀国等. 灰色系统理论及应用[M]. 北京: 科技出版社, 1999
- [18] 陈竟鹏. 用灰色理论模型预测供电量[J]. 渝州大学学报 (自然科学版), 2002, 19 (2): 9~13
- [19] 任国全. 灰色预测模型的 Delphi 编程实现[J]. 微计算机信息, 2002, 18 (3): 51~52
- [20] 杜玉晓, 吴敏, 岑丽辉等. 铅锌烧结过程的集成建模方法及智能优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(8): 1458~1463
- [21] 杜玉晓, 吴敏. 桂卫华. 面向生产目标的铅锌烧结过程智能集成建模与优化控制技术[J]. 中国有色金属学报, 2004, 14(1): 142~148
- [22] Wan W H, Shi W X, Yuan Y F. Fuzzy modeling of nickel flash smelting process [J]. Metallurgical industry automation, 2000, 24(2):9~12
- [23] Xu G L, Li S P. Study on neural network forecast model of the secondary cooling of continuous casting[J]. Basic automation, 1999, 6(1):5~7
- [24] Kodkinen J, Yliniemi L, Leiviskä K. Fuzzy modeling of a rotary dryer. In: Preprints of the IFAC Workshop[C]. Finland: Elsevier Science, 2000.
- [25] Wu M, Nakano M, She J H. A model-based expert control strategy using neural networks for the coal blending process in an iron and steel plant[J]. Expert Systems with Applications, 1999, 16(6): 271~281
- [26] 《联合法生产氧化铝》编写组. 联合法生产氧化铝: 基础知识[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1975
- [27] Zhang Sheng, Liu Hong-Xing, Gao Dun-Tang et al. Determining the input dimension of a neural network for nonlinear time series prediction[J]. Chinese Physics, 2003, 12(6): 594~598
- [28] 冯志鹏, 宋希庚, 薛冬新. 基于广义回归神经网络的时间序列预测研究[J]. 振动、测试与诊断, 2003, 23 (2) : 105~109
- [29] Hagan M T, Demouth H B, Beale M H. Neural Network Design[M]. Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
- [30] 戚德虎, 康继昌. BP 神经网络的设计[J]. 计算机工程与设计, 1998, 19(2): 48~50
- [31] Wang Yalin, Gui Weihua, Chen Xiaofang, et al. Neural network modeling for composition prediction of Pb-Zn sinter in imperial smelting process[C].

- Proceedings of the Annual Chinese Automation Conference in the UK. Derby, England, 1999(Sept): 21~24
- [32] G. Bloch, F. Sirou, V. Eustache. Neural Intelligent Control for a Steel Plant[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1997, 8(4): 910~918
- [33] Yarlagadda Prasad K D V. Development of an integrated neural network system for prediction of process parameters in metal injection moulding[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 130: 315~320
- [34] 陈敏恒, 丛德滋, 方图南等. 化工原理 (第二版): 上册[M]. 北京: 化学工业出版社, 1999
- [35] 蒋维钧, 戴猷元, 顾惠君等. 化工原理: 上册[M]. 北京: 清华大学出版社, 1992
- [36] 成都科技大学化工原理教研室编著. 化工原理: 上册[M]. 成都: 成都科技大学出版社, 1986
- [37] 王科俊, 王克成. 神经网络建模、预报与控制[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1996
- [38] 胡军, 梅炽等. 吹炼炉入炉铜铈品位的灰色预测[J]. 中国有色金属学报, 2000, 10 (5): 736~739
- [39] 王军平, 樊文侠, 敬忠良等. 一种构建灰色预测模型的新算法[J]. 西北大学学报 (自然科学版), 2002, 32 (6): 613~616
- [40] 罗开元, 高峰, 胡俐蕊. 灰色广义预测控制算法及仿真研究[J]. 控制理论与应用, 2002, 19 (2): 207~210
- [41] 邹健, 杨莹春, 诸静. 基于灰色模型的预测模糊控制策略及其应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22 (9): 12~14
- [42] 吕安民, 柯美忠, 李成名等. 灰色系统模型在时间序列模式中的应用研究[J]. 微机发展, 2002, 12 (5): 41~43
- [43] 唐朝晖, 桂卫华, 吴敏等. 基于神经网络和灰色理论的密闭鼓风炉透气性预测模型[J]. 中国有色金属学报, 2003, 13 (5): 1306~1310
- [44] 阳春华, 沈德耀, 吴敏. 焦炉配煤专家系统的定性定量综合设计方法[J]. 自动化学报, 2000, 26 (2): 226~232
- [45] (美)David J. Kruglinski. Visual C++技术内幕[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999
- [46] 希望图书创作室译. Visual C++ 6.0 技术内幕[M]. 北京: 北京希望电子出版社, 1995
- [47] 侯俊杰. 深入浅出 MFC 第 2 版[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002

- [48] 何海江. OPC 客户端关键技术的实现[J]. 微计算机信息, 2003, 19(7): 76~78
- [49] 马增良, 兰斌. OPC 数据访问服务器实现机制研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39 (21): 65~67, 71
- [50] 郑城荣, 段来盛. Microsoft Access2.0 开发指南[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1999
- [51] 张晓黎, 吴崇峰, 高雨茁. ODBC 应用于注塑模浇注系统的二次开发[J]. 塑料科技, 2003, 0 (1): 12~14
- [52] 李天宏, 薛安, 杨海宏. 采用 ODBC 技术实现数据库与矢量图形的相互查询[J]. 测绘信息与工程, 1997, 3: 11~14
- [53] 巩伟, 宋勇江, 陈庆文. 组态软件 RSVIEW32 与 VB、EXCEL 结合的复杂生产报表解决方案[J]. 自动化技术与应用, 2003, 22 (9): 53~55

致 谢

在本项目课题的研究、设计、调试和论文撰写过程中，我得到了导师李劫教授和阳春华教授的悉心指导和亲切关怀。导师丰富的知识面、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。在此对导师的关心和指导表示衷心的感谢。

非常感谢桂卫华教授以及王雅琳副教授、谢永芳副教授的指导和帮助，他们的渊博的知识、敬业精神将对我今后的学习和工作产生巨大的影响。

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。感谢胡志坤博士、李勇刚博士刚所给予的无私的支持和帮助；感谢本课题组的段小刚硕士、杨旭坤硕士，以及实验室的卢宏燕硕士、张毅硕士、徐洁硕士、刘文才硕士、谢锦程硕士、莫楠硕士、邱伯平硕士、秦业硕士、向本祥硕士、周晓中硕士等在各方面科研工作中给了我极大的帮助和指导；还要感谢中州铝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。感谢所有关心、帮助过我的老师、同学和朋友们！

孔玲爽

2005 年 4 月

攻读学位期间主要研究成果

[1]参加了“烧结法氧化铝生料浆配料优化系统软件开发”课题的研究，该课题是国家 973 资助的应用基础研究项目。

[2]发表了题为基于灰色模型残差补偿的氧化铝生料浆质量预测的论文，已收录在第二十三届中国控制会议论文集中。