

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 气流干燥过程水份软测量系统的

研究与开发

学科、专业 控制理论与控制工程

研究生姓名 黄 佳

导师姓名及

专业技术职称 桂卫华 教授

摘 要

气流干燥是闪速熔炼的关键工序之一，控制干精矿的含水率在0.1~0.3%之间是稳定熔炼生产的重要前提。由于沉尘室干精矿的含水率难以在线检测，根据人工经验进行的调节导致干精矿含水率的波动较大。因此，开发气流干燥过程水份软测量系统，实现对干精矿含水率的在线预测，具有十分重要的意义。

本文深入研究了气流干燥过程的特点，详细分析了影响气流干燥过程水份的各种因素，包括沉尘室温度、烟气流量、重油流量、稀释风和燃烧风流量、精矿量等；在此基础上，建立了气流干燥过程水份软测量模型，包括基于机理分析的热平衡子模型和基于生产控制专家经验和大量的过程采集数据的主元回归子模型；并结合各种建模方法的优点，利用专家经验建立专家规则库，对软测量子模型进行智能协调和有效集成。仿真实验的结果表明，该协调和集成策略切实可行，能满足工业生产工艺要求。此外，论文还研究了软测量模型进行在线校正的方法，以使模型更好的适应工况的变化。

采用 VC++ 语言进行模块化程序设计，开发气流干燥过程水份软测量系统，利用 OPC 技术实现应用程序与组态软件的通信，通过在线获取气流干燥过程检测点的实时数据，实现了干精矿含水率的软测量，能够对过程状态进行可视化监控，并具有数据管理、打印等功能，已在某冶炼厂中得到了实际应用。工业运行结果表明，软测量模型对气流干燥过程水份的预测准确，为气流干燥过程优化控制的实现奠定了基础。

关键词： 气流干燥，软测量，智能协调，在线校正

ABSTRACT

Pneumatic drying is one of key procedures in the process of flash smelter. Keeping the moisture content of concentrate between 0.1% and 0.3% is an important premise of flash smelting process. The controlling method according to experiences results in great fluctuation of the moisture content of concentrate, which is difficult to detect on-line. So it is urgent to develop soft-sensing system for pneumatic drying process to forecast the moisture content on-line.

After detailed research for pneumatic drying process, several factors influencing the moisture content in pneumatic drying are analyzed in this paper, including the temperature in the sink dust room, the flow of smoke, oil, dilution wind and combustion wind, mine, etc. A soft sensor model is put forward which consists of the heat balance model based on the mechanism and the PCA regress model based on summarizing the expert experience and lots of collecting data. The rules library on the basis of experts' experiences combining with the advantages of different models is also constructed in the paper, and the sub-models are integrated with intelligent coordinator and artificial intelligence technology. The simulation results show that the method is valid and feasible. It meets the requirement of production. On-line correction method for soft sensor is proposed to make sure that the prediction precision would meet the changes of working condition.

A soft-sensing system for the moisture of pneumatic drying process has been developed with the VC++ language and the modular programming. The application software communicated with the configure software with OPC technology. By collecting the on-line real time data, soft measurement of the moisture content of concentrate is implemented, which is capable of monitoring the process visibly, data management, printing, and so on. It has been applied in a smelter. The model worked efficiently in the plant and benefited great to the process of pneumatic conveying drying.

KEY WORDS: pneumatic drying, soft sensor, intelligent coordinator, on-line correction

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 课题来源和研究意义.....	1
1.1.1 课题来源.....	1
1.1.2 研究意义.....	2
1.2 软测量概述.....	2
1.2.1 软测量技术基本原理.....	3
1.2.2 软测量技术的实现方法.....	4
1.2.3 软测量技术的应用.....	7
1.3 研究内容.....	8
1.4 论文结构.....	8
第二章 气流干燥过程特性分析.....	10
2.1 气流干燥过程特性.....	10
2.1.1 气流干燥.....	10
2.1.2 三段管式气流干燥工艺流程简介.....	11
2.2 影响气流干燥的因素分析.....	16
2.3 小结.....	17
第三章 数据采集和预处理.....	18
3.1 数据采集.....	18
3.2 数据校正.....	19
3.2.1 随机误差的处理.....	19
3.2.2 过失误差的处理.....	20
3.2.3 异常数据的处理.....	21
3.3 数据的变换.....	21
3.4 气流干燥过程的数据预处理.....	22
3.5 小结.....	23
第四章 气流干燥过程水份软测量建模.....	24
4.1 气流干燥过程建模分析与设计.....	24
4.1.1 气流干燥过程建模难点分析.....	24
4.1.2 软测量模型总体思路.....	24
4.2 热平衡模型.....	25
4.2.1 物料衡算.....	26

4.2.2 热收入项计算.....	26
4.2.3 热支出项计算.....	27
4.3 主元回归模型.....	29
4.3.1 回归分析概述.....	29
4.3.2 主元回归模型.....	30
4.4 软测量模型协调策略.....	33
4.5 小结.....	37
第五章 软测量模型的校正.....	38
5.1 软测量模型的在线校正.....	38
5.2 软测量模型的更新.....	40
5.3 小结.....	42
第六章 软测量系统的软件开发.....	43
6.1 系统方案设计.....	43
6.2 系统软件总体结构.....	44
6.3 系统软件的实现.....	46
6.3.1 面向对象技术.....	46
6.3.2 OPC 技术.....	47
6.3.3 数据库设计.....	49
6.4 软件界面及功能.....	51
6.5 系统性能评价.....	53
6.6 小结.....	54
结论与展望.....	56
参考文献.....	58
致 谢.....	63
攻读硕士学位期间主要研究成果.....	64

第一章 绪论

铜是一种重要的有色金属，铜的发现和使用技术是中国古代文明的重要组成部分。由于铜具有较好的导电性、传热性、延展性、抗拉性和耐腐蚀性，因此在国防工业、电气工业、机械制造工业以及其他部门的应用都很广。特别是随着经济和科技的发展，铜以其良好的导电和导热能力成为电子和电力工业领域里的首选和主要材料，其消耗量仅次于钢铁和铝^[1]。因此加强铜冶炼的科学研究和技术创新，不断开发先进技术，提升传统工艺，就比以往任何时候都更具有紧迫性和战略意义。

1.1 课题来源和研究意义

1.1.1 课题来源

从铜矿中开采出来的铜矿石，经过选矿成为含铜品位较高的铜精矿(铜矿砂)，铜精矿需要经过冶炼，才能成为精铜及铜制品。铜冶金技术的发展经历了漫长的过程，目前，世界上铜的冶炼方式主要有两种：火法冶炼与湿法冶炼，但以火法冶炼为主，大约 90%的铜是采用火法从硫化铜矿冶炼的。

熔炼是火法炼铜的主体部分。传统的熔炼方法有反射炉法和鼓风炉法。后来又出现了电炉熔炼法和闪速炉熔炼法。闪速熔炼具有冰铜品位高，燃料消耗少，烟气二氧化硫浓度高，有利于制酸等优点。到目前为止，已有十多个国家的几十个工厂采用了这一流程，并由铜冶炼发展到其他金属的冶炼。

闪速熔炼反应的时间非常短，熔剂需粉碎。由于炉料进入反应塔到落入沉淀池，停留时间大约为 1 秒钟，因此炉料的干燥程度对闪速熔炼过程影响非常大。如果炉料含水率过高，炉料中的水份从物料颗粒内部运动到颗粒表面，进而从表面蒸发，造成炉料在脱水过程中还没来得及与富氧空气反应就落入沉淀池内，形成生料堆积。所以一般工艺要求精矿含水率在 3‰以下^[2]。但是，如果精矿过于干燥(含水率低于 1‰)，则精矿中的硫会在干燥过程中与氧反应，造成精矿自燃。因此，控制入炉精矿含水率在 1‰~3‰之间是稳定闪速熔炼生产的前提，气流干燥过程水份的控制在整个闪速熔炼生产过程中就占有重要的地位。

本课题隶属于国家发展和改革委员会资助项目——“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”的第二个专项“气流干燥过程水份软测量与智能优化控制系统”。课题研究以江西铜业集团公司贵溪冶炼厂生产为依托，目的是要建立气流干燥过程中水份与各参数之间关系的软测量模型，并开

发相应的气流干燥过程水份软测量软件，实现对精矿水份的在线测量和智能控制。

1.1.2 研究意义

目前，冶炼厂是根据多年的生产经验总结出的沉尘室温度与干精矿水份含量之间的对应关系来估测干精矿的含水率，并以此为依据来调节燃油量和风矿比，将窑头温度稳定在一定值，以保证精矿的含水率满足连续生产的要求。这种方法主要存在以下缺点：

- (1) 沉尘室温度与水份含量之间的关系是根据经验总结出来的，因此控制精度不高；
- (2) 温度测量容易受到测温点和信号转变的影响，存在一定误差；
- (3) 根据沉尘室温度估测到的水份含量进行燃油量及风矿比的调节，存在较大的滞后；
- (4) 根据沉尘室温度调节燃油量及风矿比只是提供了一个定性的参考，没有对燃料的添加提供辅助决策依据，容易造成了燃料上的浪费。

因此，如何在现有技术条件下，实现对干精矿水份的实时检测和控制，稳定干精矿水份含量，有效地进行生产操作和控制，实现低投入、高产出的安全高效生产是目前冶炼厂亟待解决的重要问题。

本课题的主要任务是采样和分析过程的实测数据，通过综合运用现有的多种智能建模算法，对过程可测参量的实测数据进行分析 and 处理，从中找到一些影响气流干燥过程水份的物理变量，结合软测量技术，建立合理的气流干燥过程水份软测量模型。同时，为了应用于实际生产过程，对闪速熔炼提供指导作用，设计以计算机为核心的气流干燥过程水份测量系统，并在此基础上开发监视与管理应用软件，为现场工作人员提供科学的操作指导，为进一步优化整个生产过程提供保证。

1.2 软测量概述

随着生产技术和生产过程的日益复杂，为确保生产装置安全、高效地运行，仅获取温度、液位、压力和流量等常规过程参数的测量信息已不能满足工艺操作和实时控制的要求，还需要获取诸如成分、物性等与过程操作和控制密切相关的检测参数的测量信息。为了解决这类过程的控制问题，以前一般采用两种方法：一种方法是采用间接的质量指标控制，但这种方法难以保证最终质量指标的控制精度；另一种方法是采用在线分析仪表，以硬件的形式实现过程参数的直接在线测量，但设备投资较大，维护成本高，并因具有较大的测量滞后使得过程

变量的调节品质下降。为了解决上述问题,经过人们多方面的研究,逐步形成了软测量技术,目前已成为过程控制和过程检测领域的研究热点和主要发展趋势之一[3~6]。

软测量技术作为一个概括性的科学术语被提出是始于 80 年代后期,从此它迎来了一个发展的黄金时期,并且在世界范围内掀起了一股软测量技术研究的热潮。1992 年,国际过程控制专家 Macvay 在著名学术刊物 Automatica 上发表了一篇名为“Contemplative Stance for Chemical Process Control”的 IFAC 报告,明确指出了软测量技术将是今后过程控制的主要发展方向之一,对软测量技术研究起到重要的促进作用^[7]。近年来软测量技术获得了很大的发展,其应用涉及到石油、化工和环保等领域。

1.2.1 软测量技术基本原理

软测量技术就是根据某些最优准则,选择一组在工业上容易检测而且与待测过程变量(主导变量)有密切关系的辅助变量,通过构造主导变量与辅助变量之间的数学关系,利用各种数学计算和估计方法,用计算机软件实现对主导变量的在线估计。这类数学模型及相应的计算机软件即被称为软测量器或“软仪表”,其估计值可作为控制系统的被控变量或反映过程特征的工艺参数,为优化控制和决策提供重要信息。软测量技术原理框架如图 1-1 所示。

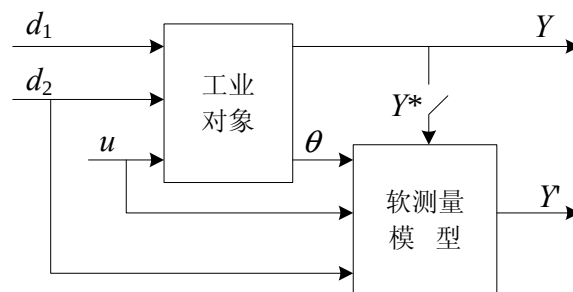


图 1-1 软测量原理图

其中 Y 为主导变量; Y' 为软测量输出; Y^* 为离线分析值; d_1 表示不可测扰动; d_2 表示可测扰动; u 为可测的控制输入; θ 为辅助变量。软测量建模就是根据可测变量得到不可在线测量的主导变量的最优估计值,即:

$$Y' = f(d_2, u, \theta, Y^*, t) \quad (1-1)$$

式(1-1)反映了主导变量 Y 与一般意义的输入 d_2 、 u 的关系以及 Y 与辅助变量 θ 的关系,离线采样值 Y^* 常被用于软测量模型的校正。

软测量技术以目前可以获取的测量信息为基础,通过建立相应的模型,利用计算机语言编制各种软件来实现,具有智能性,可方便地根据被测对象特性的变化进行修正和改进。因此软仪表在可实现性、通用性、灵活性和成本等方面均具

有无可比拟的优势，其突出的优点和巨大的工业应用价值是不言而喻的。

1.2.2 软测量技术的实现方法

软测量技术是实用性很强的应用技术，它以软测量模型在线运算并给出准确的估计值为目标。因此，软测量技术的实现必须满足工程应用的简易性、有效性和可靠性要求。软测量技术主要包括四个方面^[8]：辅助变量的选择、数据处理、软测量模型的建立、软测量模型的校正。

(1) 辅助变量的选择

辅助变量的选择包括变量类型、变量数量和检测点的选择。这三个方面是互相关联、互相影响的，由过程特性决定。此外还受设备价格和可靠性、安装和维护的难易程度等外部因素制约。

辅助变量类型的选择主要取决于研究者对过程机理的了解，并应结合以下原则^[9]：灵敏性、特异性、精确性、鲁棒性和工程适用性。对于一个具体的过程，其选择范围就是可测变量集合，可供选择的变量类型是十分有限的。

辅助变量数目的选择，辅助变量可选数目的下限是被估计的变量数。而最佳数目则与过程的自由度、测量噪声以及模型的不确定性有关。可以在对工艺机理分析的基础上，从对主导变量影响因子的大小逐步选入辅助变量。为避免因遗漏辅助变量而影响模型精度，在对这类变量的影响因子不太清楚的情况下应将其选入，然后对其进行相关分析来对辅助变量进行降维处理。

检测点位置的选择也非常重要，应从易测性、抗干扰性、检测点数据的稳定性等方面进行考虑。

(2) 数据处理

要建立软测量模型，需要采集被估计变量和原始辅助变量的历史数据，数据的数量越多越好。这些数据的可靠性对于软测量的成功与否至关重要。然而，测量数据一般都不不可避免地带有误差，有时甚至带有严重的过失误差。因此，输入数据的处理在软测量技术中占有十分重要的地位。

输入数据的处理包括两个方面，即换算和数据误差处理。换算不仅直接影响过程模型的精度和非线性映射能力，而且影响数值优化算法的运行效果。数据误差分为随机误差和过失误差两类。对于随机误差，工程上除了剔除跳变信号外，一般都采用递推数字滤波的方法，如高通滤波、低通滤波、滑动平均滤波等。对于过失误差，常用的方法有基于统计假设检验的过失误差处理方法，如残差分析法、校正量分析法等。最近人们又提出了基于神经网络的过失误差检测方法。

(3) 软测量模型的建立

软测量模型是软测量技术的核心。建立软测量模型属于建模的范畴，有机理

建模、数据驱动建模以及混合建模三类方法。

① 机理建模方法

这种方法是建立在对过程的物理、化学机理分析的基础上,通过推导得出描述操作变量与状态变量及输出变量之间的函数关系。建立数学模型的方法是根据一些已知的定律、定理和原理,列写一系列机理方程,包括质量平衡方程和物理、化学方程(如传热方程、传质方程、化学反应动力学方程、热力学方程和流体力学方程等)。在上述基本方程的基础上,建立起来的过程数学模型,通常称为机理模型。与其他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,是最理想的软测量模型。对于工艺机理较为清楚的生产过程,该方法能构造出性能较好的仪表。但对于机理研究不充分、尚未清楚的复杂工业过程,难以建立合适的机理模型。此时该方法就需要与其他参数估计方法相结合才能构造软仪表。

② 数据驱动建模方法

所谓数据驱动建模就是从历史输入/输出数据中提取有用的信息,构建主导变量与辅助变量之间的数学关系。此类模型类似于一个“黑箱”处理,适用于对生产过程机理尚不清楚的对象^[10]。根据处理对象是否存在非线性,该建模方法又可分为线性回归方法、人工神经网络方法、模糊建模方法等。

由于软测量一般建立的是稳态模型,因此常用的实验设计方法是正交设计。但其在工程实施上可能会遇到困难,因为工艺上可能不允许操作条件作大幅度变化。如果选择变化的区域过窄,则所得模型的适用范围窄。解决办法是吸取最优操作经验,即逐步向更好的操作点移动,这样既扩大了测试范围,又改进了工艺操作。测试中存在的另一个问题是稳态是否能真正建立,如果不能,将会带来较大误差,而且数据采样与产品质量分析必须同步进行。最后进行模型检验,检验分为自身检验与交叉检验。

③ 混合建模方法

最早的软测量建模都是停留在某种方法的研究上,现在越来越多的文献已经热衷于多种方法的混合建模,多模型建模等。混合使用多种建模方法建立对象的数学模型,可以达到各种方法取长补短的效果。

若系统有先验的物理知识可以利用,则尽量利用,以把黑箱模型转化成灰箱模型,从而把机理方法和统计方法相结合。统计方法可提取机理方法所无法解释的对象内部的复杂信息,而机理模型又可提高统计模型的推广能力。结合方式一般分为串行和并行两种。串行结合方式如图 1-2 所示,首先用机理方法得到一个带参数的模型结构,然后用统计方法来确定那些参数。例如 Psychogios 和 Ungar^[11]就是采用该方式对发酵反应过程建模,由神经网络估计出生产速率常数,然后送到由质量平衡方程表示的机理模型。并行结合方式如图 1-3 所示,

采用统计方法确定一个补偿器,对机理模型得到的结果进行补偿。例如 Su 等^[12]就是采取并行结合方式,对连续聚合反应建模,过程数据同时送到机理模型和神经网络模型里,神经网络模型的输出加到机理模型的输出上,对其进行补偿。

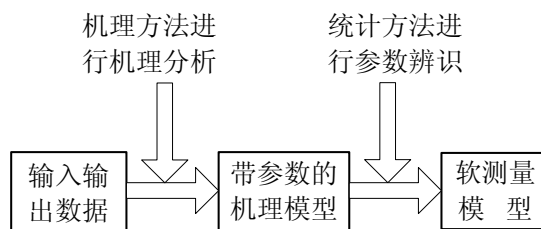


图 1-2 串行结合方式

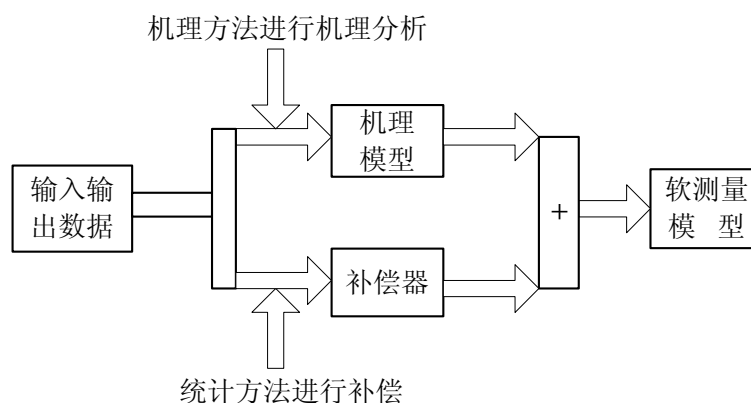


图 1-3 并行结合方式

以上软测量建模方法各有优缺点,因此,如何根据实际情况,采用不同的建模方法,将它们有机的结合(智能集成),取长补短,克服单一建模方法本身存在的问题,是软测量建模技术发展的必然趋势^[13~27]。如果有可能,在离线建模阶段,最好采用多种方法来建立软测量模型,然后从模型的精度、复杂程度、建模所用时间和可靠性等因素进行综合考虑,最终得到一个有效的软测量模型。

(4) 软测量模型的校正

软测量模型建立后,模型的适应能力都是有限的,它不可能适应所有的工况。由于测量对象的特性和工作点都可能随时间发生变化,因此必须考虑模型的在线校正,才能适应新的工况。软测量模型的在线校正可表示为模型结构和模型参数的优化过程,具体方法有 Kalman 滤波技术在线修正模型参数;更多的是利用分析仪表的离线测量值进行在线校正。为解决模型结构修正耗时长和在线校正的矛盾,有人提出了短期学习和长期学习的校正方法。短期学习是在不改变模型结构的情况下,根据新采集的数据对模型中的有关系数进行更新;而长期学习则是在原料、工况等发生较大变化时,利用新采集的较多数据重新建立模型。在线校正

有自适应法、增量法和多时标法。根据实际过程的要求,多采用模型参数自校正方法。但是,尽管在线校正非常重要,目前在软测量技术中,有效的在线校正方法仍不够多,今后必须加强这方面的研究以适应实际的需要。

常见的软测量技术实施平台和工具主要有 PLC 和 DCS 控制系统。考虑到模型的维护和在线修正,目前在先进控制系统中实施的软测量模型一般采用双层结构,底层用 DCS 运算模块或可编程语言实现软测量在线数据采集、数据滤波和显著误差检验等,以及数据预处理和软测量计算,上层工业 PC 上位机或实时数据库的应用程序实现软测量模型的组态、自校正和离线维护。

1.2.3 软测量技术的应用

由于软仪表可以像常规过程仪表一样为控制系统提供过程信息,软测量技术已经在很多工业过程中取得了成功的应用,应用领域包括炼油、石化、造纸、食品、医药、冶金等行业。

国外很多公司开发了软测量成品软件包,如 Inferential Control 公司、Setpoint 公司、DMC 公司、Profimatics 公司、Simcon 公司、Applied Automation 公司等以商品化软件形式推出各自的软测量仪表,已广泛应用于常减压塔、FCCU 主分馏塔、焦化主分馏塔、加氢裂化分馏塔、汽油稳定塔、脱乙烷塔等先进控制和优化控制。它增加了轻质油收率,降低了能耗并减少了原油切换时间,取得了显著的经济效益^[28]。

国内也已引进包括软测量技术在内的先进控制软件用于催化裂化、常减压塔等装置,但许多引进的先进控制软件包都是非常昂贵的。为实现生产过程的优化,国内一些生产企业常常要花数十万美金引进国外优化设定技术及相应的软件。为了改变这种现状,国内有关高等院校、科研院所和企业等自行开发了不少软测量技术并应用于实际生产中,例如:选矿厂磨矿分级作业中磨矿粒度的软测量^[29];火电厂烟气含氧量的软测量^[30];造纸制浆蒸煮过程中 Kappa 值及生物发酵罐中生物量参数等的软测量^[31];锌精馏塔中粗锌液流量的软测量^[32];甲醇生产过程中烃类转化反应器出口气中 CH₄ 含量软测量^[33];气分装置丙烯丙烷塔塔顶丙烯成分软测量^[34]等,取得了很好的效果,降低了软件成本,为企业创造了显著的经济效益。

除了这些专用软件包以外, Honeywell, Emerson 等集散控制系统生产商在其生产的控制系统软件中,也都嵌入了具有同等功能的软件模块。这些模块能够更好地与控制系统相结合,充分发挥 DCS 的潜能,提高过程控制水平。

此外,软测量技术作为过程检测领域一种新型的参数测量技术,不仅用于实现众多目前难以用常规检测仪表直接测量的难测参数,还被广泛地应用于常规仪

表精度、可靠性、实时性的提高和仪表检测系统的误差处理、动态校准和故障诊断等。目前软测量技术的思想已渗透到过程检测领域的各个方面，对整体参数测量水平的提高和过程检测的发展起到了重要的推动作用。

1.3 研究内容

随着现代控制理论的发展，先进控制算法的不断出现为软测量理论提供了坚实的基础。本论文基于复杂工业过程软测量技术的研究现状，针对气流干燥过程水份难以在线检测的问题，研究了基于多模型集成的气流干燥过程水份软测量技术。论文以工程实际应用为背景，注重理论与实践相结合，灵活运用多种先进的建模算法。课题研究内容主要包括以下几个方面：

(1) 智能集成技术是解决复杂工业过程建模问题的最有效方法之一，已经取得了丰硕的成果，但还有很多问题有待进一步解决，如智能模型的集成形式等。本文结合气流干燥过程的实际，对气流干燥过程水份软测量模型智能集成技术的进行研究；

(2) 数据的采集和预处理关系到建模的成败和模型的精度，因此本文研究了数据样本的选择方法、对输入数据进行降维和误差处理的方法；

(3) 在对气流干燥过程进行机理分析的基础上，研究基于热平衡原理的气流干燥过程机理模型及模型的修正方法；

(4) 基于数据驱动的气流干燥过程回归建模方法研究，主要是基于主元分析的回归模型研究；

(5) 对软测量模型工程应用问题进行研究，包括在线校正理论及方法、模型的更新；

(6) 研究气流干燥过程水份软测量系统的计算机实现技术，开发气流干燥过程水份在线预测计算机软件系统。

1.4 论文结构

全文共分为六章，其主要内容和章节安排如下：

第一章，绪论。介绍了课题的来源及研究意义，对软测量的基本理论及新兴的建模算法做了简要的概述，最后就本文的研究内容作了介绍。

第二章，气流干燥过程特性分析。从气流干燥过程特性出发，分析影响气流干燥的因素，为后续建模研究的展开奠定基础。

第三章，数据预处理。介绍了软测量系统中对采集到的数据进行预处理的一些方法。使选择的辅助变量和学习样本数目既能保证软测量模型精度和适应范围

要求,又不会导致模型极其复杂。对测量数据中存在的随机误差以及显著误差进行处理,以保证模型的精度。根据后续建模算法的要求,对数据进行了标度变换。

第四章,气流干燥过程水份软测量模型。分析气流干燥过程建模需解决的难点及重点问题,提出智能协调和集成建模的思想。应用软测量技术和设计思想,充分考虑机理模型和回归分析的优点,结合人工智能技术,构建气流干燥过程水份与工况之间的软测量模型。

第五章,软测量模型的校正。介绍了软测量模型的校正机制,提出了适合软测量模型的在线校正方法,分析了模型的更新机制。

第六章,软测量系统的软件开发。针对气流干燥过程水份软测量模型,开发了软测量计算机系统软件。介绍了各个模块的功能,包括数据通信等功能的实现,最终能对气流干燥过程水份进行在线预测和控制。

第二章 气流干燥过程特性分析

气流干燥^[35]是一种连续式高效固体流态化的干燥方法，在烟草、化工、医药、粮食加工、有色冶炼等行业应用普遍。

2.1 气流干燥过程特性

2.1.1 气流干燥

气流干燥也称“瞬间干燥”，是固体流态化中稀相输送在干燥方面的应用。该方法使加热介质(既是载热体也是载湿体，如空气)和待干燥固体颗粒直接接触，物料悬浮于气流中，加热介质以对流传热方式将热量传给物料，使物料中的部分水份汽化，从而获得一定湿含量的固体产品。

在气流干燥物料的过程中，物料颗粒在气流中的运动分为加速运动阶段和等速运动阶段。在加速运动阶段，颗粒受到的曳力与浮力之和大于重力，具有向上的加速度，因此颗粒与气流的相对运动速度是一个变量；随着颗粒运动速度增大，曳力逐渐减小，直至三个力的矢量和为零，颗粒进入等速运动阶段，此时气流与颗粒间的相对速度为一常数。颗粒与气流的相对运动情况对颗粒与气流之间的传热速率影响较大。在初始干燥阶段，颗粒刚进入干燥管时上升速度为零，与具有较高速度的热气流相遇，获得向上的速度，此时两相间的对流传热系数很大，物料颗粒不断加速上升，进入加速运动干燥阶段，固体颗粒在加速阶段所获得的热量占整个干燥阶段获得热量的一半以上。在干燥后期，当固体物料的上升速度接近乃至达到气流速度时，对流传热系数大大减小，干燥效率降低。在干燥流程中不断改变气固两相的相对速度，增加粒子周围边界层处的湍流强度，尽可能扩大气固两相的接触面积，增加两相的接触时间，是提高干燥效率的有效措施。

气流干燥具有以下特点：

- (1) 干燥强度大。气流干燥由于气流速度快，粒子在气相中分散良好，可以把粒子全部表面积作为干燥的有效面积，因此，干燥有效面积大大增加。同时，由于干燥时的分散和搅动作用，使汽化表面不断更新，因此，干燥的传热、传质过程强度较大。
- (2) 干燥时间短。气固两相的接触时间极短，干燥时间一般在 0.5~2 秒，最长为 5 秒。物料的热变性一般是温度和时间的函数，因此，对于热敏性或低熔点物料不会因过热或分解而影响其质量。
- (3) 热效率高。气流干燥采用气固相并流操作，而且，在表面汽化阶段，物

料始终处于与其接触的气体的湿球温度，一般不超过 60~65℃，在干燥末期物料温度上升的阶段，气体温度已大大降低，产品温度不会超过 70~90℃，因此，可以使用高温气体。

(4) 处理量大。一根直径为 0.7m 长为 10~15m 的气流干燥管，每小时可处理 25 吨煤或 15 吨硫铵。

(5) 设备简单。气流干燥器设备简单，占地小，投资省。与回转干燥器相比，占地面积减小 60%，投资约省 80%。同时，可以把干燥、粉碎、筛分、输送等单元过程联合操作，不但流程简化，而且操作易于自动控制。

(6) 应用范围广。气流干燥可适用于各种粉粒状物料。

目前气流干燥设备主要有直管式、脉冲管式、旋风式和倒锥式气流干燥器等。常用的结构形式有：

(1) 直接进料的气流干燥装置。它是目前应用最广泛的一种，适用于湿物料分散性良好和只除去表面水份的场合。如干燥合成树脂、某些药品、有机化学产品、煤、淀粉和面粉等。若湿物料含水量较高，加料时容易结团，可以将一部分已干燥的成品作为返料，在混合加料器中和湿物料混合，以利于干燥操作。

(2) 带有分散器的气流干燥装置。在带有分散器的气流干燥装置中，干燥管下面装有一台鼠笼式分散器打散物料。它适合于含水量较低、松散性较好的块状物料，如离心机、过滤机的滤饼，以及磷石膏、碳酸钙、氟硅酸钠、粘土、咖啡渣等。

(3) 带有粉碎机的气流干燥装置。带有粉碎机的气流干燥装置，是在气流干燥管下面装有一台冲击式锤磨机，用以粉碎湿物料，减小颗粒直径，增加物料表面积，强化干燥。因此大量的水份在粉碎过程中得到蒸发，在一般情况下，可完成汽化水份量的 80%。这样，便于采用较高的进气湿度，以获得大的生产能力和高的传热效率。

铜精矿的干燥方式有很多种，如回转窑干燥法、气流干燥法、旋转干燥法、喷射干燥法、蒸汽干燥法，其中常用的是气流干燥法，最新的方法是蒸汽干燥法。在贵溪冶炼厂，目前采用三段管式气流干燥装置对精矿进行干燥。

2.1.2 三段管式气流干燥工艺流程简介

粉末或者颗粒状的铜精矿在具有一定温度的气流中呈悬浮运动状态，具有良好的传热和传质能力，能在较低的温度下迅速完成铜精矿的脱水过程。因此，可以利用专门加热的气流或废热烟气流来使精矿颗粒悬浮起来进行干燥。在闪速熔炼工厂中，由于一般冶炼厂干燥前精矿的含水率较高，难以满足气流干燥的要求，所以必须采用其他辅助干燥设备对精矿进行预干燥和预处理。通常，当精矿含水

率 $<8\%$ 时, 松散度较差, 采用鼠笼打碎机和气流干燥管两段组合, 由鼠笼打碎机打散并预干燥精矿, 再由气流干燥管进行最终干燥至含水率 $<0.3\%$, 然后送炉顶干矿仓; 当精矿含水率 $>8\%$ 时, 因其含水率较高, 精矿松散度差, 给料困难, 鼠笼内易结矿导致阻力上升, 此时应采用圆筒式干燥窑、鼠笼打碎机和气流干燥管三段组合进行干燥, 如图 2-1 所示。精矿经回转窑预干燥后水份降至 7% 以下, 再经鼠笼打碎机打散并进行干燥后的精矿含水率达不到 $<0.3\%$, 最后的干燥在气流干燥管中进行, 此时精矿含水率 $<0.3\%$, 可满足生产的需要。

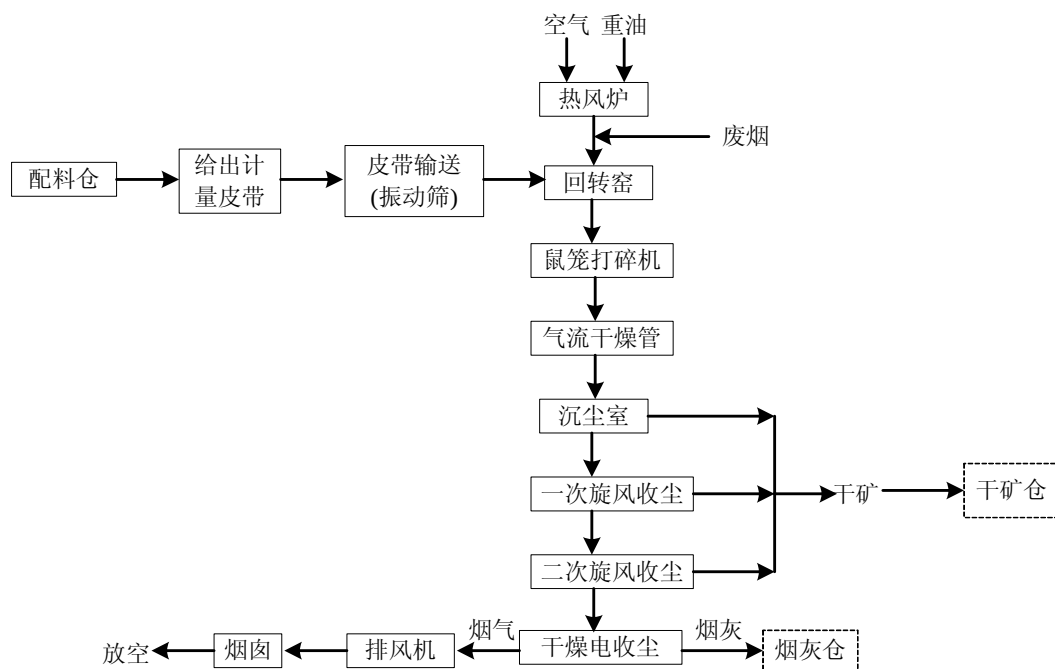


图 2-1 气流干燥工艺流程图

一般闪速炼铜工厂的精矿来源广泛、种类较多、成分偏差大, 为了使炉料成分均匀、稳定, 适应闪速炉工艺要求通常要根据工厂自身的实际情况进行配料。配好的精矿经皮带输送到回转窑, 因此, 干燥前精矿的含水率和精矿量决定了对整个干燥系统的能力要求。除了利用阳极炉、蒸汽过热器和蒸汽再热器等冶金炉所产生的废热烟气外, 热风炉是精矿干燥最主要的热源, 为整个干燥过程提供高热气体流。在贵溪冶炼厂, 热风炉热量的来源是通过燃烧重油, 生成的热烟气和稀释风组成一定温度的热气流。热风炉配有能力为 $50\sim 850\text{L/H}$ 和 $1000\sim 1500\text{L/H}$ 的大小烧嘴各一支, 并根据烧油量来匹配相应的燃烧风流量。烧嘴重油流量调节原则是: 在废烟气充分引入的前提下, 调节烧油量以补充气流干燥过程中不足的热量。热风炉中烟气温度可以通过调节稀释风和烧油量来控制。混气室使热风炉产生的热风与过热器、再热器、阳极炉及电炉废烟烟气充分混合, 形成一种较均匀的气流进入回转窑。干燥回转窑、鼠笼打碎机和气流干燥管是三段气流干燥的主要设备, 根据工艺要求和负荷的限制, 可以通过热平衡计算得出每个设备的主

要尺寸，并确定回转窑入口温度、窑转速、窑内平均气流等参数。沉尘室和两段旋风收尘器是三段气流干燥的主要收尘装置，绝大部分(99%)干燥的精矿被它们捕集并储存于干料仓中。烟气则由排风机送干燥电收尘，经收尘后的烟气由烟囱排放到空气中。

由于精矿中含有少量的硫，而硫的着火点比较低，为了防止精矿干燥过程中发生自燃现象，干燥系统中分别给热风炉的夹套内和混气室内加入氮气，以控制烟气中氧的浓度，使精矿处于低氧烟气中而不易燃烧。

贵溪冶炼厂的气流干燥系统整体结构如图 2-2 所示。

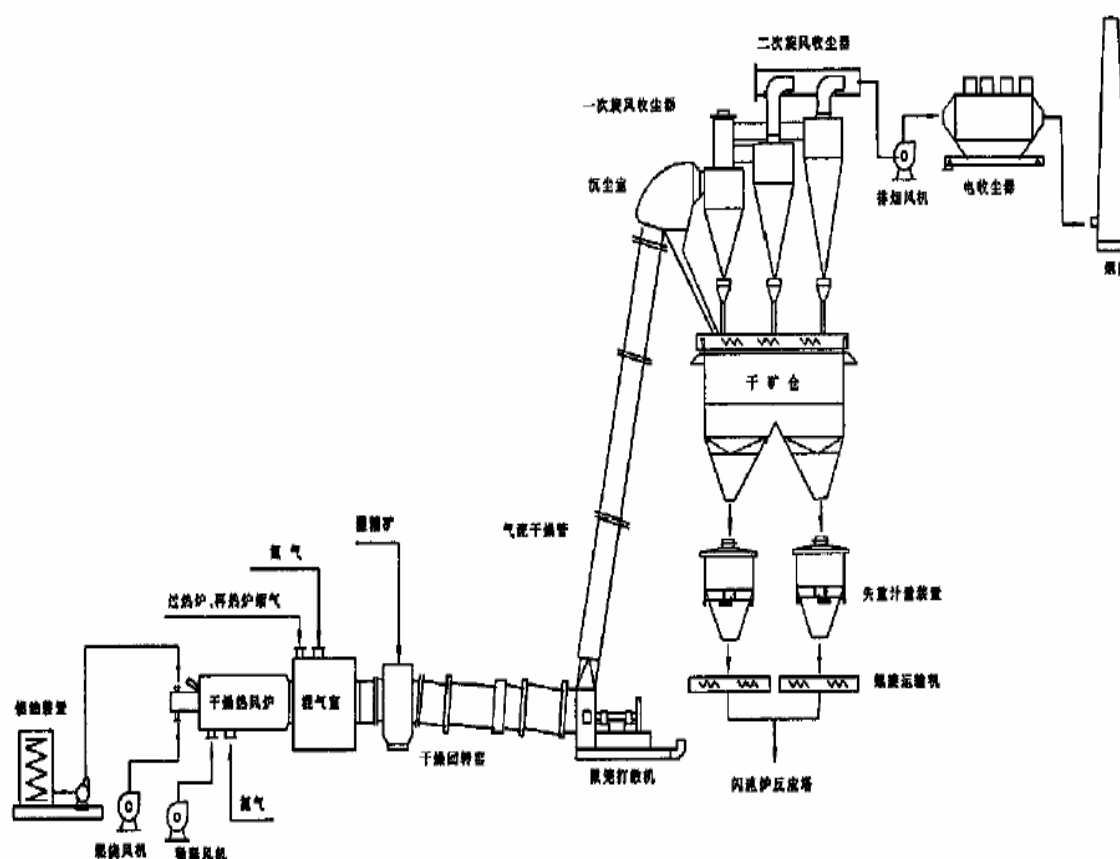


图 2-2 气流干燥整体结构图

(1) 干燥回转窑

干燥回转窑是三段管式气流干燥的第一个干燥场所，设置干燥回转窑的目的是对精矿进行预干燥，保证进入鼠笼打碎机的物料水份低于 7%左右，以避免鼠笼打碎机发生精矿粘结、电机过载、烟气阻力增大、转子磨损加剧等故障。干燥回转窑是整个干燥系统中的关键设备，是主要的热交换场所。在热风系统提供的热烟气的吹动下，湿精矿在干燥回转窑内混和，并吸收大量的热，然后进入鼠笼打碎机。

干燥回转窑的实例图如图 2-3 所示。

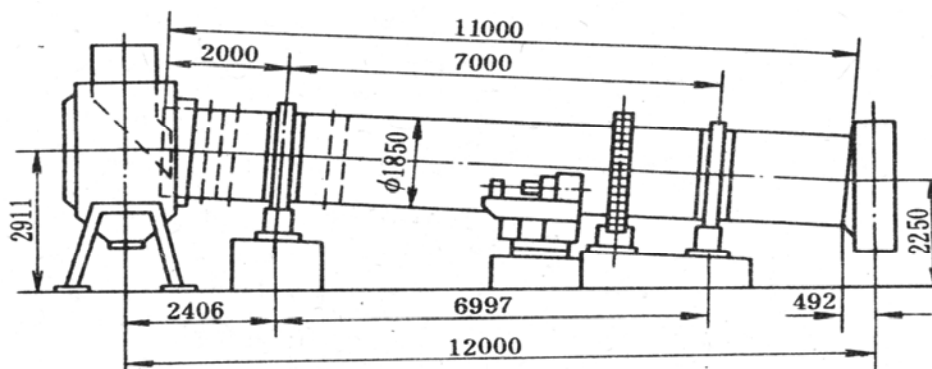


图 2-3 贵冶干燥回转窑简图

其特点是窑内烟气流速高达 $13\sim 15\text{m/s}$ ，干燥强度高达 $80\text{kg}/(\text{m}^3\cdot\text{h})$ 以上。其次是设备的尺寸较小，贵冶最初采用的回转窑为 $\phi 1.85\times 11\text{m}$ ，三期改造时，为了适应生产的需要，回转干燥窑直径由 1.85m 增加到 2.15m 。驱动装置采用直流电机，调速范围为 $2\sim 8\text{r}/\text{min}$ ，常用转速为 $5\text{r}/\text{min}$ ，功率为 45kW 。

(2) 鼠笼打碎机

鼠笼打碎机和干燥回转窑排料端直接相连，其作用在于进一步干燥精矿，并将可能存在的颗粒或者结团打散，增大气体和固体颗粒的接触面积，在破碎的同时进行干燥，以利于下一段气流管干燥。鼠笼打碎机由壳体、转子、驱动装置以及转子移出装置组成。贵冶鼠笼打碎机如图 2-4 所示。该机转子转速为 $250\sim 300\text{r}/\text{min}$ ，线速度可达 25m/s ，为减少磨损，壳体内衬高碳高铬铸铁或高锰钢板，转子采用钼铬钢制作。由于转子一般 $10\sim 20\text{d}$ 即需焊补一次，因此设置有轨道式转子移出装置。

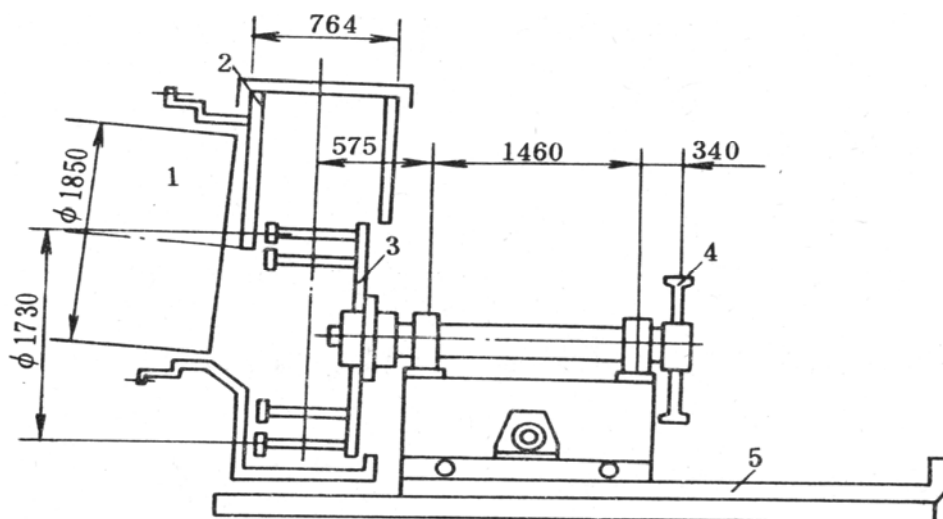


图 2-4 贵冶鼠笼打碎机简图

1-干燥回转窑； 2-鼠笼壳体； 3-鼠笼转子； 4-传动皮带轮； 5-移出轨道

在鼠笼打碎机出口装有一个带滑动闸门的下料漏斗。粗粒由于不能被气流带

动上升而自行落入漏斗，当漏斗中存积的粗粒达到一定数量时，即靠粗粒自重推开漏斗下方的活动卸料门而排出。通过改变滑动阀门的开度即可调节漏入的空气量，也即通过改变气流干燥管入口烟气的流速间接控制排出颗粒的粒度。一般排出粗粒的粒度为 5mm。

鼠笼打碎机容积及其转子尺寸根据需要承担的脱水量通过工艺计算确定。贵冶的鼠笼打碎机容积为 1.41m^3 ，转子尺寸为 $\phi 1730 \times 630\text{mm}$ ，转子转速为 276r/min，圆周速度为 25m/s，驱动电机功率为 110kw，转子移出电机功率为 0.4kw。

(3) 气流干燥管

气流干燥管直接与鼠笼打散机出口相连。由它实现最终的干燥并保证干物料输送到要求的高度。干燥管下部的磨损相对较大，需内衬耐磨材料，中部和上部为双层中空结构，以利于保温，防止水蒸气液化。贵冶气流干燥管如图 2-5 所示。

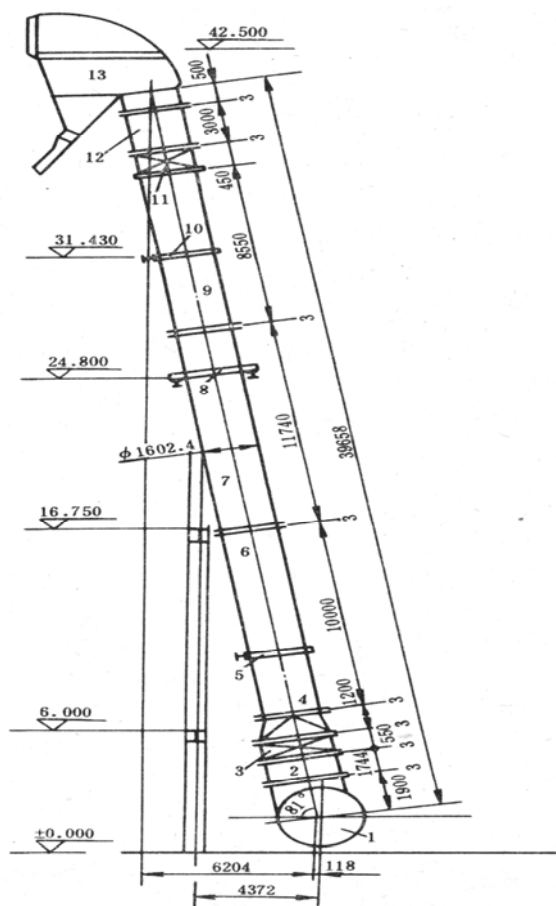


图 2-5 贵冶气流干燥管简图

1-鼠笼打碎机；2-方型衬板管；3-方型伸缩管；4-方圆衬板管；5-支架；6-圆型衬板管；7-圆型双层管；8-托架；9-圆型双层管；10-支架；11-圆型伸缩节；12-圆型双层管；13-沉尘室

气流干燥管尺寸根据承担的脱水量及提升高度通过工艺计算确定，贵冶的干燥管直径为 1.54m，长度根据需要提升的高度确定为 37m，其中下部 13m 内衬

25mm 厚的高碳高铬铸铁板，上部 24m 为双层管，其外部用矿渣棉保温。

三段气流干燥系统中每段起的干燥作用大致是：回转窑 20~30%，鼠笼 50~60%，气流干燥管 20~30%。

2.2 影响气流干燥的因素分析

精矿在三段气流干燥系统的干燥过程，可以分解为一个热传递过程和一个气流输送过程，因此，所有影响热传递的因素和气流输送的因素都是影响干精矿水份的因素。

(1) 精矿颗粒大小对干燥效果的影响。精矿颗粒大小与干燥效果有直接关系。颗粒较大时，与热风的接触面积较小，内部水份小易蒸发，干燥效果差；过细的颗粒容易干燥，但易粘附于管壁。因此管道运行风速应大于 20 m/min，以保证颗粒处于悬浮分离状态。

(2) 热风温度的影响。热风温度是气流干燥的热量保证，因此必须保证进口热风温度在 900℃~1200℃之间。可以通过调节热风炉重油流量实现。

(3) 热风 and 精矿混合比的影响。干燥前每立方米热风的热量是一定的。当混合比超过某一限度时，热风所提供的热量就不足以使精矿升高到某一温度，水份蒸发达不到要求；若混合比过小，虽然热量能保证供给，但干燥效率低。通常的风矿比为 1000~1200m³/t，干燥负荷大时取 1000m³/t，负荷小时取 1200 m³/t。

(4) 系统负压的影响。精矿运输的机内负压是干燥系统中一个非常关键的参数。因为该系统是相对密闭的，通入的整个风量也就决定了干燥系统的负压，负压的控制需考虑以下两个因素：第一，物料干燥过程中，水份的蒸发需要有足够的气体作为水份的载体将其带出，气体量不足时，即使温度再高也难以保证炉料的合理含水率；第二，在气流干燥系统中，系统的负压使每小时数十吨的物料从一楼通过气流管提升到离地面 40 米高的沉尘室，负压大当然传送物料的速度也快，使得精矿与热风的接触时间减少，影响热传递，但是系统负压过大会使各设备的内衬磨损加快等，产生不利影响。

通过深入分析可知，精矿量和精矿含水率决定了整个干燥系统需要干燥的水份量；烟气量和烟气温度决定了烟气带进来的显热；沉尘室温度就是最后尾气和精矿的温度，由此可以得到最终废气和精矿带走的热；燃油量和燃烧风决定了燃油带进的热量；稀释风和氮气也带入了各自的显热。因此，建立气流干燥过程水份软测量模型时，可以作为辅助变量的有：燃油量、燃烧风、稀释风、氮气、入窑烟气及其温度、氮气的量、窑头和鼠笼打碎机尾的空气漏入量、热风炉温度、回转窑窑头温度、回转窑窑尾温度、精矿量及其含水率、沉尘室温度和系统负压。

2.3 小结

气流干燥是闪速熔炼的重要工序之一，干精矿的含水率是气流干燥过程最为重要的经济技术指标，直接影响闪速熔炼过程产品的产量和质量。本章首先对气流干燥进行简单的介绍，并详细介绍了三段管式气流干燥的工艺流程，在此基础上对影响气流干燥过程精矿含水率的主要因素进行了详尽的分析，为后面软测量模型的建立奠定了基础。

第三章 数据采集和预处理

数据是进行建模研究的基础。因此，正确地采集数据，并将数据中真正有用的信息提取出来，对建立高精度的软测量模型，是十分重要和必要的。

3.1 数据采集

通过对工艺机理进行分析，在初步选择影响过程主导变量的辅助变量的基础上，如何采集过程数据也是一个非常重要的问题，关系到软测量建模的成败。数据样本的采集应结合以下原则：

(1) 均匀性

首先要详细研究待建模的生产过程的各种操作工况，确定要研究问题的各辅助变量的可能范围，采集的样本空间要尽量覆盖整个操作范围。即对于一个过程变量来说，采集的数据不仅要充满整个操作范围，而且在每个特征点的局部小范围内也应有一个合适的均匀分布的数据。每个特征点选取的样本量要适中，数据要均匀，不能在一个特征点上取大量重复数据，而在边缘点上只有零星几个数据。

(2) 精简性

采集的数据样本空间还要保证“精简”。这里的精简是一个相对的概念，如果一个特征点附近采集的数据量太多，一方面不利于建模，导致网络的学习困难；另一方面采集的样本量大，很难保证采集的数据相互之间保持一致性。

(3) 有代表性

由于生产过程的复杂性，采集的数据点有时会因为过程的噪声或干扰影响而使其在局部范围内具有随机性，例如在一个特征点附近采集的大量数据中有一小部分样本与其余样本的变化趋势相违背，这时采集的数据就缺乏代表性，影响软测量模型的训练过程。这些互相矛盾的数据使得建立的模型即使具有良好的拟合精度，也往往泛化结果不好。

采集的数据满足上述均匀性、精简性、有代表性的原则时，理论上，采集的样本越多，越能更好的反映过程的特性。根据这一理论，选取了一部分过程数据和实验室人工分析数据作为初选的训练样本。在数据采集过程中，受实验室人工分析的采样间隔的限制，每天只有 3 组质量指标数据，所以每天最多只能采集 3 组训练样本。2002 年，贵溪冶炼厂三期改造完成后，过程数据的记录一直完整、详尽，因此，我们从近 4 年的生产数据记录中采集训练样本数据，以弥补每天数据量有限的不足。

3.2 数据校正

在实际应用中,过程数据来自现场,受测量仪表精度、可靠性和现场测量环境等因素的影响,不可避免地带有各种各样的误差。若不能进行剔除,有时会严重影响软测量模型的建模精度,甚至会使模型发生重大偏差。因此,在粗略采集过程训练样本的基础上,对过程数据的误差进行分析和处理,是软测量建模过程中不可缺少的一个环节。

3.2.1 随机误差的处理

随机误差在任何测量数据中都存在,因受随机因素的影响,一般服从一定的统计规律,因此可采用数字滤波方法来消除。滑动平均法作为一种古典的数据处理方法,以其简洁性和对数据中频繁的随机起伏具有滤波作用,成为人们常用的随机误差处理方法。

设各辅助变量的动态测试数据可以描写为:

$$\tilde{y}_k = y_k + e_k \quad (k=1,2,\dots,N) \quad (3-1)$$

其中 y_k 为采集信号中的确定成分, $\tilde{y}_k$ 为实际测量值, e_k 为随机起伏的测试误差和噪声, k 为离散采样时刻, N 为区间内的数据长度。为了抑制随机误差 e_k 的影响,就需要对动态测试数据 $\tilde{y}_k$ 作平滑和滤波处理。即对非平稳的数据 $\tilde{y}_k$ 在适当的小区间内(设有 m 个相邻数据的小区间)视为接近于平稳的,而作某种局部平均以减少随机误差 e_k 所造成的随机起伏。对 N 个数据逐一在小区间上进行不断的局部平均,即可得出较平滑的测量结果。通过在小区间上采取不同的局部平均方法,可以得到多种滑动平均方法。最简单的滑动平均方法就是将 m 个相邻数据直接作算术平均,即等权平均处理的方法。它是将一段时间(如半小时,一小时)内 m 次的采样数据的平均值保存下来,作为时刻 n 的输出,如式(3-2)所示。

$$y(n) = (1/m) \sum_{l=1}^m y(n-l) \quad (3-2)$$

m 值决定了信号的平滑度和灵敏度。随着 m 的增大,平滑度提高,灵敏度降低。应视具体情况选取 m , 以便得到满意的滤波效果。通常流量信号取10项,压力信号取5项,温度、成分等变化缓慢的信号取2项。通过算术平均滤波,可以消除大部分随机噪声和一部分由系统动态行为造成的影响。

随着对数据精度要求的不断提高,数据协调技术得到了进一步发展。数据协调就是利用冗余数据对测量数据进行随机误差的去除,以得到更为准确的满足物料平衡和能量平衡等约束的一致性数据。在线性等式约束条件下,可以直接得到

无偏的协调结果。如果存在不等式约束,可以通过引入非负松散因子,将不等式约束转化为等式约束,进而采用二次规划的方法来求解^[36~37]。

3.2.2 过失误差的处理

过失误差是由于人为因素、测量仪器失灵、操作不稳定等原因造成的。虽然过失误差出现的机率较小,但过失误差的存在将对软测量建模带来恶劣的影响,有时会使建成的模型不能真实的反映实际情况,一般通过侦破手段将之剔除。理论上,侦破过失误差的方法有^[38~40]:

- (1) 对所有可能导致并产生过失误差的因素进行理论分析;
- (2) 对同一过程变量用不同的方法和手段进行测量并进行比较;
- (3) 根据测量数据的统计特性进行检验。

统计假设检验是在过失误差检测中最常用的方法,它依据误差的显著性进行统计假设检验,从而侦测出测量数据中的过失误差。主要有整体检验法、节点检验法和测量检验法三大类。其中在测量检验法的基础上又有迭代测量检验法、修正的迭代测量检验法、扩展的测量检验法和动态测量检验法。

(1) 节点残差检验法

过失误差检测一般表示为以下假设检验过程:

零假设 H_0 : $\tilde{x}$ 为无过失误差, $\tilde{x} = x + \alpha, \alpha \sim N(0,1)$ 。

备择假设 H_1 : $\tilde{x}$ 为有过失误差, $\tilde{x} = x + \alpha + \Delta$ 。

其中 Δ 代表显著误差向量。

在 H_0 下, 节点平衡检验统计量

$$Z_r(j) = |r_j| / \sqrt{H_{jj}} \sim N(0,1) \quad (3-3)$$

H_{jj} 为约束残差方差, 当 $|Z_r(j)| > \Phi(\alpha)$ 时 ($j=1, \dots, m$), H_1 成立。

(2) 极大似然比法

假设系统中只有一个变量带显著误差, 带大小为 δ 的显著误差的测量值记作

$$\tilde{x} = x + a + \delta e_i \quad (3-4)$$

其中 e_i 是第 i 元为 1 的单位向量。极大似然法中, 使得似然比 λ_i 最大的那种情况即为所求结果:

$$\lambda_i = \sup \frac{\Pr(r|H_1)}{\Pr(r|H_0)} \quad (3-5)$$

其中 r 为节点残差。

对于检测出含有过失误差的数据, 一般采用顺序消去法和顺序补偿法进行处理。其中, 顺序消去法是目前大多数方法所采用的, 但在使用过程中容易造成系

统冗余度下降；顺序补偿法可以避免这一问题，但其补偿量的准确性需要予以考虑。

在利用统计检验法进行显著误差检测中，通常会出现以下两种错误：

第 I 类错误(虚警)：当不存在显著误差时，检测结果却指出存在显著误差；

第 II 类错误(漏报)：当存在显著误差时，检测结果却表明无显著误差存在。

3.2.3 异常数据的处理

在实际应用中，软仪表的离线测量值一般是通过人工取样化验或在线分析仪表得到，难免会引入误差数据。这样的数据通常称为异常数据(或异常点)，国外称其为离群数据或离群点(Outlying Observation)。

对异常数据常采用 3σ 法则进行处理。

3σ 法则也称为拉依达(Pauta)准则，是一维情形剔除异常数据的一种较粗糙的方法。一般地，对一组样本值 $x_1, x_2, \dots, x_n$ ，如果其中只存在随机误差，则根据随机误差的正态分布规律，其偏差落在 $\pm 3\sigma$ 以外的概率约为 0.3%。因此，在有限次数的样本中，如果发现有偏差大于 3σ 的数值，则可以认为它是异常数据，应予以剔除。数学方法表述如下：

$$\sigma = \left[\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n-1} \right]^{\frac{1}{2}} = \left\{ \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 / n}{n-1} \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (3-6)$$

若某个样本值 x_j 的残差 $e_j (1 \leq j \leq n)$ 满足下式：

$$|e_j| > 3\sigma \quad (3-7)$$

则认为 x_j 是含有粗差的异常数据，应予以剔除。

在剔除了已经找出的异常数据后，对余下的数据按上述准则继续进行计算、判别和剔除，直到不再有异常数据为止。

这种方法的优点是不必先计算样本的平均值，可以避免舍入误差，对样本量大的数据准确性较高，但对于 $n \leq 10$ 的样本数据不宜采用。

3.3 数据的变换

除了数据校正之外，数据的预处理还包括对测量数据进行标度变换。样本数据的变换不仅影响模型的精度和非线性映射能力，而且对数值算法的运行效果也起重要作用。测量数据的变换包括标度、转换等。实际过程测量数据可能有着不同的工程单位，各变量的大小在数值上也可能相差几个数量级，直接使用原始测量数据进行计算可能丢失信息和引起数值计算的不稳定，因此需要对采集得到的

数据要按照统一的单位制进行标度变换之后再进一步应用,以改善算法的精度和计算的稳定性。转换包括对数据的直接转换和寻找新的替换变量两方面。通过对数据的转换,可有效地降低非线性特征。

设有一个样本集,含有 m 个变量, n 个样本,样本集用变量矩阵 $\mathbf{X}(n, m)$ 表示。

(1) 数据的中心化处理

数据的中心化处理是指平移变换,即

$$x_{ij}^* = x_{ij} - \bar{x}_j \quad (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m) \quad (3-8)$$

式中 $\bar{x}_j$ 表示第 j 个变量的样本均值。该变换可以使新坐标系的原点与样本点集合的重心重合,而这样的变换既不会改变样本点间的相互位置,也不会改变变量间的相关性。但变换后,却常常有许多技术上的便利。

(2) 数据的无量纲化处理

在实际问题中,不同变量的测量单位往往是不一样的。因此,就必须消除变量的量纲效应,使每一个变量都具有同等的表现力。数据分析中常用的无量纲化的方法,是对不同的变量进行所谓的压缩处理,使每个变量的方差均变成 1。数学公式为:

$$x_{ij}^* = x_{ij} / s_j \quad (3-9)$$

式中 s_j 表示 x_j 的均方差。

(3) 数据的标准化处理

所谓对数据的标准化处理,是指对数据同时进行中心化处理与压缩处理。

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m) \quad (3-10)$$

3.4 气流干燥过程的数据预处理

对于本文研究对象的辅助变量样本的采集,主要是通过 OPC 客户端程序根据设定的时间自动从控制系统内部获得,不存在人为的读数、记录误差。产生误差的可能原因是现场测量仪表故障、工作点飘移,或控制系统硬件故障等。这些误差一般较大,容易通过限幅的方法来剔除。对于采集的样本数据内的随机误差,由于软测量的预报周期一般比 DCS 上的实时扫描周期要长得多,即在给出一组软测量预报值之前,可以采集多组过程测量信息,所以通过加权取均值的滤波方法来处理。在对采集到的辅助变量进行数据预处理后,得到按时间顺序排列的 270 组数据用于软测量建模以及模型的泛化能力的检验。

在这 270 组数据中，分两种情况进行软测量建模的研究：一是前面 210 组数据作为训练数据，剩余 60 组用于模型泛化检验；二是在第一种方法用于训练的 210 组数据中，保留后面 150 组数据作为在少样本情况下模型的训练数据，其余 60 组数据不用，作为模型检验的还是与第一种方法中一样的 60 组数据。这样既保证了用于模型学习和泛化检验的数据在时间上的连续性，也保证了在模型检验时数据的同一性，便于进行性能指标的对比。

3.5 小结

数据的采集和预处理关系到软测量建模的成败和模型的精度。本章首先介绍了气流干燥过程数据的采集原则，包括均匀性、精简性和有代表性。采集的数据来自现场，受测量仪表精度、可靠性和现场测量环境等因素的影响，不可避免地带有各种各样的误差，本章提出了针对不同的误差的相应处理方法。根据建模的需要，对数据进行合适的变换，并结合现场实际情况，建立过程建模所需的样本数据，为软测量模型的建立做好前期的准备工作。

第四章 气流干燥过程水份软测量建模

在贵溪冶炼厂，干精矿的含水率是采用离线化验的方式进行检测，周期为 8 小时，不能及时反馈信息来指导生产。目前主要是依据人工经验对生产过程进行调节，通过检测沉尘室的温度来估测干精矿的含水率，这种控制是不够精确的。而且，沉尘室温度也不能时刻与含水率形成精确的对应关系，例如沉尘室的温度稳定在 80℃，而干精矿的含水率不能达到要求。导致这一结果的原因除了沉尘室测温仪有故障外，还有可能是由于风矿比偏小，在气流干燥中没有足够的空气来携带从精矿中脱除的水份。因此，这种控制也是不完善的。为了进一步提高气流干燥的质量，更好的对生产过程进行优化控制，建立气流干燥过程水份的智能模型就显得非常必要。

4.1 气流干燥过程建模分析与设计

4.1.1 气流干燥过程建模难点分析

建模的任务是依据一定的建模方法，通过采样上述对气流干燥过程水份影响的可测参数的实测数据，从数据中提取反映过程特性的信息及参数间的相互关系，建立其中关键参数依赖于其他参数变化的模型。目前，气流干燥过程软测量模型的建立存在以下难点：

- (1) 影响气流干燥过程水份的因素很多而且相互之间又有影响；
- (2) 干燥后精矿的含水率只能离线化验，周期长，而且化验时间受人为因素的影响具有不确定性；
- (3) 有些关键的影响因素无法在线实时获取，如入窑精矿的水份等；
- (4) 有些关键因素波动较大，如精矿量、热风炉重油量、稀释风流量、氮气流量等；
- (5) 气流干燥过程的封闭性以及检测点数量较少，如鼠笼入口温度和压力、干燥窑内气体流速等。

4.1.2 软测量模型总体思路

纵观国内外成功研究开发的工业过程软测量技术的经验，研究工业过程工艺机理数学模型是必不可少的。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。机理建模是对生产过程的严格描述，在很大程度上依赖于科研人员对实际工业过程的理论和

化学、物理过程原理的认识,机理分析是系统建模的基础。通过对气流干燥过程机理进行分析可知,气流干燥过程是一个传热过程,因此首先从热力学角度建立气流干燥过程的热平衡模型。

回归建模因其良好的工程实用性,在软测量领域得到广泛的应用。回归分析方法作为一种经典的建模方法,不需对生产过程的机理有较多的分析,只要采集足够的过程变量数据和有关的分析数据,运用统计方法进行数据处理,从大量的可测得的过程输入输出数据中寻找过程变量之间的回归关系或相互关系,从而建立生产过程的数学模型。本文在大量样本数据的基础上,对气流干燥过程进行回归建模。

任何一种建模方法都有自身的优点,但同时也各有缺陷。在大多数情况下,单独采用某一种方法建立的模型很难完全满足综合化、复杂化的工业过程控制要求。智能协调思想在处理复杂过程信息方面独具特色。考虑气流干燥过程的特点以及优化控制对模型的要求,本文综合各种建模方法的优点,利用智能协调技术,建立集成模型对气流干燥过程水份进行预测。软测量模型整体结构如图 4-1 所示。

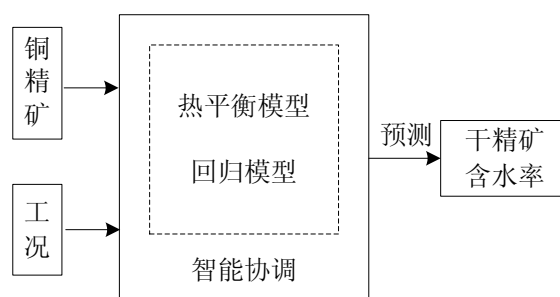


图 4-1 软测量模型整体结构图

4.2 热平衡模型

气流干燥过程是一个热传递过程,在这个过程中,除了燃油燃烧以外没有别的化学反应,进入系统的热量主要用于精矿干燥,剩余热量由尾气带出。其热传递关系如图 4-2 所示。

气流干燥过程的热平衡,是指在气流干燥设备稳定的热力状态下,输入的热量和输出的热量之间的平衡。本文根据采集到的过程数据,以每小时入炉热量为基准来计算。

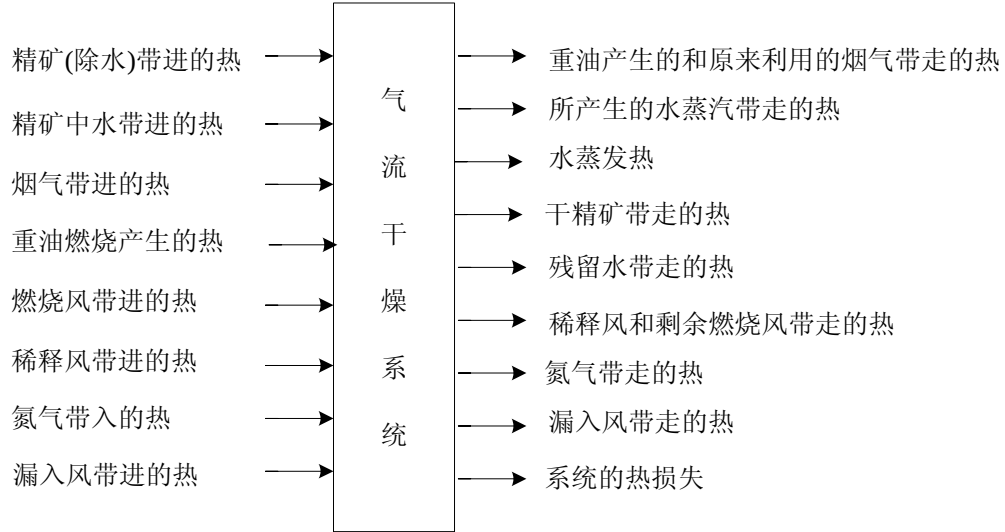


图 4-2 气流干燥过程热传递图

4.2.1 物料衡算

物料衡算是建立热平衡模型的第一步，在气流干燥过程中，进行物料衡算的目的是为了计算出干燥系统总的脱水量。

$$G = G_1 W_1 - \frac{G_1 (1 - W_1)}{1 - W_2} \cdot W_2 = G_1 \left[W_1 - \frac{(1 - W_1) \cdot W_2}{1 - W_2} \right] \quad (4-1)$$

式中 G ——干燥系统总的脱水量(kg/h)

G_1 ——湿精矿入窑量(kg/h)

W_1 ——湿精矿的含水率(%)

W_2 ——干燥后精矿的含水率(%)

4.2.2 热收入项计算

(1) 精矿(除水)带进的热 Q_1

$$Q_1 = C_1 \times (1 - W_1) \times G_1 \times T_1 \quad (4-2)$$

式中 C_1 ——精矿比热(取经验值 $0.63 \text{ kJ/kg} \cdot ^\circ\text{C}$)

W_1 ——湿精矿的含水率(%)

G_1 ——湿精矿入窑量(kg/h)

T_1 ——常温取值 15°C

(2) 精矿中水带进的热 Q_2

$$Q_2 = C_2 \times G_1 \times W_1 \times T_1 \quad (4-3)$$

式中 C_2 ——水的比热(值 $4.187 \text{ kJ/kg} \cdot ^\circ\text{C}$)

(3) 烟气带进的热 Q_3

$$Q_3 = C_3 \times V_1 \times T_2 \quad (4-4)$$

式中 C_3 ——烟气的比热(取经验值 $1.423 \text{ kJ/m}^3 \cdot ^\circ\text{C}$)

V_1 ——入窑烟气的体积(m^3/h)

T_2 ——入窑烟气的温度($^\circ\text{C}$)

(4) 重油燃烧产生的热 Q_4

$$Q_4 = M_1 \times q \quad (4-5)$$

式中 M_1 ——燃烧的重油量(kg/h)

q ——重油的发热量(kJ/kg)

对于重油 A, 计算时取其低位发热值 42672 kJ/kg ; 对于重油 B, 计算时取其低位发热值 42000 kJ/kg ; 对于重油 C, 计算时取其低位发热值 40992 kJ/kg 。

(5) 稀释风和燃烧风带进的热 Q_5

$$Q_5 = C_4 \times (F_1 + F_2) \times T_1 \quad (4-6)$$

式中 C_4 ——空气的比热(值 $1.324 \text{ kJ/m}^3 \cdot ^\circ\text{C}$)

F_1 ——稀释风流量(m^3/h)

F_2 ——燃烧风流量(m^3/h)

(6) 氮气带进的热 Q_6

$$Q_6 = C_5 \times F_3 \times T_1 \quad (4-7)$$

式中 C_5 ——氮气的比热(值 $1.362 \text{ kJ/m}^3 \cdot ^\circ\text{C}$)

F_3 ——氮气流量(m^3/h)

(7) 漏入风带进的热 Q_7

$$Q_7 = C_4 \times F_4 \times T_1 \quad (4-8)$$

式中 F_4 ——系统漏入风量(m^3/h)

进入气流干燥系统的总热量为

$$Q_{\text{in}} = Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6 + Q_7 \quad (4-9)$$

4.2.3 热支出项计算

(1) 重油产生的烟气和原来利用的烟气带走的热 Q_8

$$Q_8 = C_3 \times (M_1 \times S_1 + V_1) \times T_3 \quad (4-10)$$

式中 T_3 ——沉尘室温度($^{\circ}\text{C}$)

S_1 ——1 kg 重油产生的烟气(m^3/kg)

对于重油 A, 产生的气体为 $11.384 \text{ m}^3/\text{kg}$; 对于重油 B, 产生的气体为 $11.245 \text{ m}^3/\text{kg}$; 对于重油 C, 产生的气体为 $10.899 \text{ m}^3/\text{kg}$ 。

(2) 产生的水蒸汽带走的热 Q_9

$$Q_9 = C_6 \times G \times T_3 \quad (4-11)$$

式中 C_6 ——水蒸汽的比热(值 $1.92 \text{ kJ/kg}^{\circ}\text{C}$)

(3) 水蒸发热 Q_{10}

$$Q_{10} = C_7 \times G \quad (4-12)$$

式中 C_7 ——水蒸发热(值 2502 kJ/kg)

(4) 干精矿带走的热 Q_{11}

$$Q_{11} = C_1 \times G_1 (1 - W_2) \times T_3 \quad (4-13)$$

(5) 残留水带走的热 Q_{12}

$$Q_{12} = C_2 \times G_1 \times W_2 \times T_3 \quad (4-14)$$

(6) 稀释风和剩余燃烧风带走的热 Q_{13}

$$Q_{13} = C_4 \times [F_1 + (F_2 - M_1 \times S_2)] \times T_3 \quad (4-15)$$

式中 S_2 ——1 kg 重油消耗的空气($\text{m}^3 \cdot \text{kg}^{-1}$)

对于重油 A, 需要燃烧风 $10.7 \text{ m}^3/\text{kg}$; 对于重油 B, 需要燃烧风 $10.6 \text{ m}^3/\text{kg}$; 对于重油 C, 需要燃烧风 $10.3 \text{ m}^3/\text{kg}$ 。

(7) 氮气带走的热 Q_{14}

$$Q_{14} = C_3 \times F_3 \times T_3 \quad (4-16)$$

(8) 漏入的风带走的热 Q_{15}

$$Q_{15} = C_4 \times F_4 \times T_3 \quad (4-17)$$

(9) 系统热损失 Q_{16}

$$Q_{16} = \lambda \times Q_{\text{in}} \quad (4-18)$$

式中 λ ——系统热损失系数(%)

出气流干燥系统的总热量为

$$Q_{\text{out}} = Q_8 + Q_9 + Q_{10} + Q_{11} + Q_{12} + Q_{13} + Q_{14} + Q_{15} + Q_{16} \quad (4-19)$$

根据热平衡原理:

$$Q_{\text{in}} = Q_{\text{out}} \quad (4-20)$$

利用采集的气流干燥过程数据, 进行平衡计算, 建立热平衡模型。

在进行热平衡计算时,由于干燥系统的漏入风量无法测量也无法估计,系统热损失只有经验值可供参考,因此,对于这两个参数需要进行辨识。本文采用分步辨识的方法,首先,通过查略相关资料^[41],得出气流干燥过程的热损失一般设计为 30%,利用采集到的 120 个样本数据代入平衡方程进行计算,辨识出系统漏入风总量,取其平均值作为模型的参数;然后,在此基础上,利用 90 个样本数据对系统热损失系数进行辨识。利用剩下的 60 组数据对模型进行检验,其效果如图 4-3 所示。

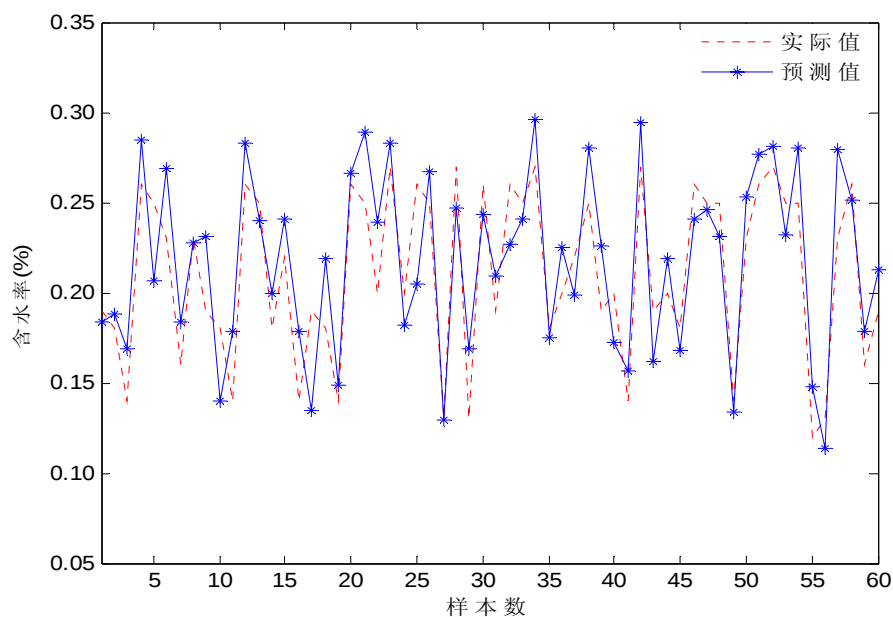


图 4-3 热平衡模型预测图

从图中可以看出,热平衡模型虽然能较好的反应水份的变化趋势,但精度不是很理想,最大相对误差达到 10%,平均相对误差为 4.2%。但是却可以在工况突变的时候获得较好的水份预测值,具有一定的实用性。

4.3 主元回归模型

4.3.1 回归分析概述

回归分析方法是处理变量间相互关系的一种有力工具。回归的含义是回复或还原^[42]。回归分析也就是将受到随机干扰的一组测试数据“回归”为其原有的变化规律,并将这种规律用数学上某种形式的确定性函数来描述,常称为回归函数或回归方程。

已经发展起来的回归分析方法有数十种之多。从不同的角度,可以对回归分析方法加以不同的分类。如线性回归和非线性回归。

根据拟合方法的特点又可划分为:经典线性回归方法和逐步回归方法等。

在最小二乘法的基础上,近年来又提出了一些改进的回归方法^[43],例如主元分析(PCA, Principal Component Analysis)、主元回归(PCR, Principal Component Regression)和部分最小二乘法(PLS, Partial Least Square)。

上述新型的回归方法能够从不同的角度解决“共线性问题”。

回归分析已经得到非常广泛的应用,例如:对实验数据进行回归,用以预测化工过程的各种传质系数^[44~46];用回归分析方法对乙烯裂解气压缩机进行故障诊断^[47];用部分最小二乘回归法进行多点温度测量,构造塔板组分估计器^[48];基于数据的回归分析用于间歇过程质量的预测和控制^[49]等等。

回归分析本身并不依赖于任何先验信息或事先的机理分析。回归建模方法的优点是结构简单、易于维护、物理意义明确、鲁棒性好;缺点是需要采集大量的回归样本,只有在生产过程长期稳定运行,并提供大量正确样本时,才能建立有效的数学模型。

经验回归方法是软测量建模常用的方法之一。根据多年现场经验,可知干精矿的含水率与沉尘室温度有很密切的关系。文献[50]通过对这两个变量的经验数据进行分析,建立了经验回归模型:

$$\begin{cases} Y_1 = -0.028T + 2.51, & T \leq 80^\circ\text{C} \\ Y_2 = -0.011T + 1.152, & T > 80^\circ\text{C} \end{cases} \quad (4-21)$$

经验回归模型虽然能较好的反映水份的变化趋势,但存在以下缺点:

- (1) 建模样本采用经验数据,有一定的局限性,使模型的外推性受到影响,且在线更新困难。
- (2) 将经验数据作为变元,弱化了其余过程参数的影响,虽然具有一定的直观性,但不能很好的跟踪过程参数的变化,适应工况波动。
- (3) 由于气流干燥过程是一个复杂的工业过程,依据经验数据进行生产指导,由于受模型泛化能力和精度的影响,不能实现生产的最优控制。

4.3.2 主元回归模型

为了提高模型的可靠性,结合主元分析技术,建立主元回归模型,对气流干燥过程干精矿的含水率进行预测。应用统计回归方法能够充分逼近复杂的非线性关系,现场集中监控系统的广泛应用为回归分析训练提供了丰富的数据,使基于统计回归分析的软测量模型的辨识易于实现。由于采用实时数据作为变元,从而可以跟踪过程参数的波动对精矿含水率进行预测。

主元分析又称主成分分析^[51],是一种将多个变量转化为少数变量的多元统计方法。主元分析的目的是对多变量数据表进行综合简化。如果在原数据表中有 n 个变量 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 主元分析将考虑对这个数据表中的信息重新调整组合,从

中提取 m 个综合变量(主成分) $z_1, z_2, \dots, z_m (m < n)$, 使这 m 个综合变量能最多地概括原数据表中的信息, 在力保数据信息损失最少的原则下, 对高维变量空间进行降维处理。根据数据变化的方差大小来确定变化方向的主次地位, 按主次顺序得到各主元素, 这些主元素彼此之间是无关的。借助这一工具, 可提炼变化信息, 减轻数据分析的复杂程度。

假设数据矩阵 $[X]_{p \times n}$, p 代表测量采样次数, n 代表测量变量个数。主元分析法的基本思想^[52]为:

(1) 将原始数据进行标准化处理。

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - M_j}{S_j} \quad (4-22)$$

式中 $x'_{ij} (i=0, 1, \dots, n; j=0, 1, \dots, p)$ 为经过自标准化的第 i 个样本的第 j 个变量; x_{ij} 为原始变量; M_j 、 S_j 分别是第 j 个变量的算术平均值和标准偏差。

(2) 计算其协方差矩阵 R 。

$$R = [r_{ij}]_{n \times n} \quad (4-23)$$

其中, $r_{ij} = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p x_{ki} x_{kj} (i, j=1, 2, \dots, n)$ 。

(3) 计算 R 的特征值, 特征向量。

利用雅可比法求矩阵 R 的 n 个非负的特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$, 以及对应的特征向量 $C^{(i)} = [c_1^{(i)} \ c_2^{(i)} \ \dots \ c_n^{(i)}]^T$ 。

(4) 选择主元。

由特征向量组成 n 个新变量:

$$\begin{cases} z_1 = c_1^{(1)} x_1 + c_2^{(1)} x_2 + \dots + c_n^{(1)} x_n \\ z_2 = c_1^{(2)} x_1 + c_2^{(2)} x_2 + \dots + c_n^{(2)} x_n \\ \vdots \\ z_n = c_1^{(n)} x_1 + c_2^{(n)} x_2 + \dots + c_n^{(n)} x_n \end{cases} \quad (4-24)$$

当前面 m 个变量 $z_1, z_2, \dots, z_m (m < n)$ 的方差占全部总方差的比例 $\alpha = \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_n$

接近 1 时(一般选取大于 0.85), 就选择前面 m 个因子 $z_1, z_2, \dots, z_m (m < n)$ 做为 m 个主元分量。

根据现场工艺调查和对机理的定性分析, 并考虑到变量的类型、数目和测点位置, 得到影响气流干燥过程精矿含水率的因素有以下 11 个: 精矿量、湿精矿

含水率、烟气量、烟气温度、燃油量、鼓风量(是燃烧风、稀释风和氮气的总和)、热风温度、机内负压、混气室出口温度、回转窑尾温度及沉尘室温度。对从现场采集的历史数据进行挑选并对它们进行数据滤波、目标范围标准化和主元分析的处理后得到 210 组数据, 其主元贡献率如表 4-1 所示。

表 4-1 主成分贡献表

主元	特征值	方差百分比(%)	方差累积百分比(%)
1	1.8427	26.59	26.59
2	1.6412	23.7	50.29
3	1.0021	14.47	64.76
4	0.7519	10.86	75.62
5	0.6441	9.30	84.92
6	0.421	6.08	91.00
7	0.1845	2.66	93.66
8	0.1465	2.11	95.77
9	0.1423	2.05	97.82
10	0.086	1.25	99.07
11	0.0641	0.93	100.00

从表中可以看出, 前 6 个主成分的贡献率达到了 91%, 也就是说前 6 个主成分可以描述 91% 的原数据信息, 因此我们选取前 6 个变量建立回归模型。取 210 组数据作为训练样本, 得到如下的主元回归模型:

$$y = -0.304z_1 + 1.4722z_2 + 0.4551z_3 + 0.3774z_4 - 0.3445z_5 + 0.0365z_6 - 0.8607 \quad (4-25)$$

利用另外 60 组数据进行仿真分析, 其预测结果如图 4-4 所示, 干精矿含水率的实际值与预测值的最大相对误差为 8.9%, 平均相对误差为 3.0%, 比经验回归模型的精度有大的提高, 预测值能很好的跟随实际值在 0.1%~0.3% 的范围内波动, 反映实际值的变化趋势, 但是很少有实际值和预测值能够完全吻合, 预测精度有一定的起伏。主元回归解决了由输入变量间的线性相关而引起的计算问题, 由于忽略掉了那些次要的主元还起到了抑制测量噪音对模型系数的影响作用, 并且因数据的压缩起到了简化模型的作用, 使模型具有较好的预测性能, 方便在实际生产中的应用。

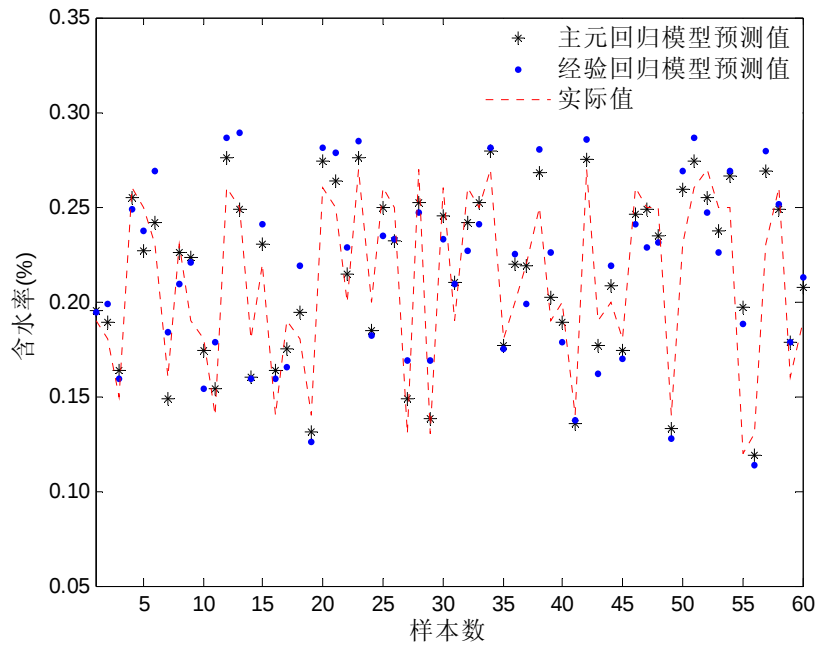


图 4-4 主元回归模型预测图

4.4 软测量模型协调策略

基于机理分析的热平衡模型是以影响气流干燥过程的横向因素为出发点来建模的。该模型深入分析了气流干燥过程的工艺,从事物的本质上认识外部特征,因而在预测气流干燥过程干精矿水份上具有非常明显的优势。然而,由于气流干燥过程的复杂性、时变性,不可能完全了解其生产工艺机理,导致模型在一定的条件下可能存在很大的误差。

基于数据驱动的主元回归模型从统计学的角度,深入挖掘生产过程的特征信息,具有一定的适用范围,且工程上易于实现。但尽管主元回归对系统中间变量的线性相关性做了剔除,但本质上仍属于线性模型范畴,系统中因变量与自变量的非线性关系仍没有考虑,有时候预测误差还会比较大。

因此,为了充分发挥两种方法的优势,弥补彼此的缺陷,可以采取一定的策略,对两种方法的预测值进行协调处理^[53],从而得到更加合理的预测结果。热平衡模型是对冶金机理深入分析的基础上建立的,在一定程度上是可行的,尤其是在异常工况、突变工况下,具有一定的灵敏度和鲁棒性;而主元回归模型能够在稳定工况下很好的反应气流干燥过程的实际,所以本文的协调思想是:当工况稳定,而且沉尘室温度在 75~100℃之间时采用热平衡模型和主元回归模型集成来预测干精矿的含水率;当工况发生突变或者沉尘室温度不在 75~100℃之间时采用热平衡模型来预测干精矿的含水率。智能协调策略如图 4-5 所示。

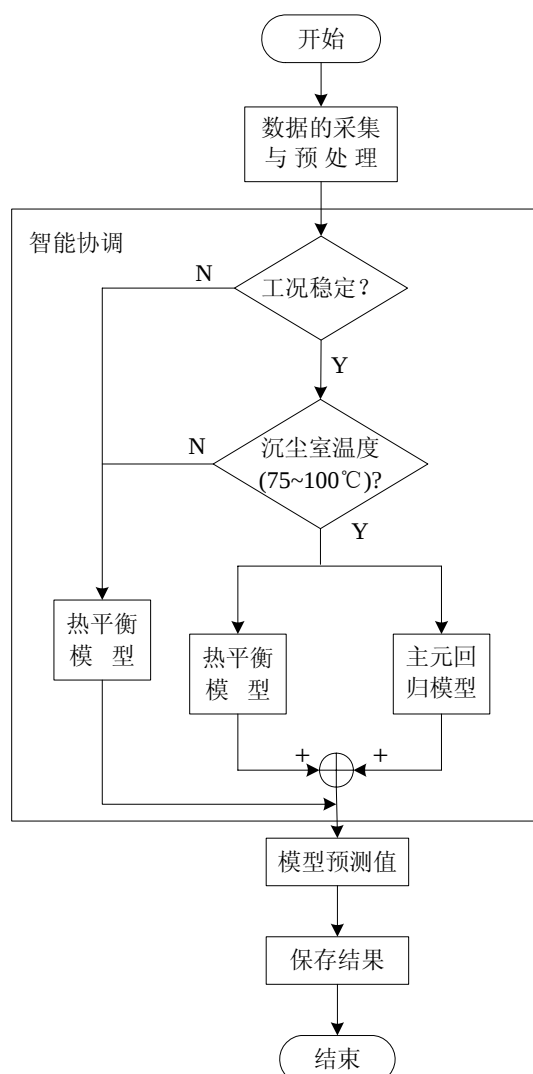


图 4-5 模型协调策略

工况是否稳定的判断是依据重油流量和加入的湿精矿量的变化是否超过某个规定的范围。由于目前干燥系统的热源主要是燃烧重油，而烟气的量相对很少，所以燃油量的突变是工况不稳定的反映；同时下料的湿精矿量的突变也是造成工况突变的重要因素。根据经验和数据分析，把当前时刻的重油量比前一个时刻的重油量的波动超过 200L/h 或者当前的湿精矿量比前一个时刻的湿精矿量波动超过 30t/h 作为工况不稳定的判据。

在工况稳定且沉尘室温度在 75~100℃之间时，根据组合预测可以提高精度的原理^[54]，将热平衡模型与主元回归模型集成作为软测量模型。对多模型集成有多种方法^[55~57]，例如：并联补集成，加权并集成，串联集成，模型嵌套集成，结构网络化集成和部分方法替代集成等。本文采用对两种软测量模型的输出进行加权集成^[58]的策略，集成模型如式(4-26)所示。

$$y = \sum_{i=1}^2 a_i y_i \quad (4-26)$$

其中 y_i 是第 i 种模型的预测值； a_i 是第 i 种方法的预测权重； y 是集成模型的输出值。

设有 N 组采集数据，记 $y_t (t=1, 2, 3, \dots, N)$ 为实际输出值； $e_{it} = y_i - y_t$ 为第 i 种方法的预测误差； $e_t = y - y_t = \sum_{i=1}^2 a_i \times e_{it}$ 为组合预测后的误差。模型系数的确定可以通过求解以下约束条件：

$$\begin{cases} \min J = \sum_{t=1}^N e_t^2 \\ s.t. \quad a_1 + a_2 = 1 \\ a_1 \geq 0, a_2 \geq 0 \end{cases} \quad (4-27)$$

$$J = \sum_{t=1}^N e_t^2 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \left[a_i a_j \left(\sum_{t=1}^N e_{it} e_{jt} \right) \right] \quad (4-28)$$

令加权系数向量 $A = [a_1, a_2]^T$ ，第 i 种预测方法的预测误差向量 $E_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{iN}]^T$ ，预测误差矩阵 $e = [E_1, E_2]$ ，则 J 也可以简洁地表示为

$$J = e^T e = A^T E A, \quad (4-29)$$

其中

$$E = \begin{pmatrix} E_{11} & E_{12} \\ E_{21} & E_{22} \end{pmatrix}。$$

而 $E_{ij} = E_{ji} = E_i^T E_j$ ， $E_{ii} = E_i^T E_i = \sum_{t=1}^N e_{it}^2$ ， E_{ii} 为第 i 种方法的预测误差和。记

$R = [1, 1]^T$ ，则 $a_1 + a_2 = 1$ 可以改写为 $R^T A = 1$ ，最优权系数等价于求解如下规划模型的最优解：

$$\begin{cases} \min J = A^T E A \\ s.t. \quad R^T A = 1 \\ A \geq 0 \end{cases} \quad (4-30)$$

对上式用拉格朗日乘子法求解，得

$$A = \lambda E^{-1} R \quad (4-31)$$

其中 $\lambda = \frac{1}{R^T E^{-1} R}$ 。

从而求得使组合预测方法的误差平均和 J 最小的加权系数为：

$$a_1 = \frac{E_{22} - E_{12}}{E_{11} + E_{22} - 2E_{12}}, \quad a_2 = 1 - a_1 \quad (4-32)$$

选取 210 组数据作为集成软测量模型的训练样本, 建立气流干燥过程水份软测量集成模型, 训练图如图 4-6 所示。利用剩下的 60 组数据对模型的预测效果进行检验, 如图 4-7 和表 4-2 所示。为了便于对比, 选取与各个子模型相同的检验数据。

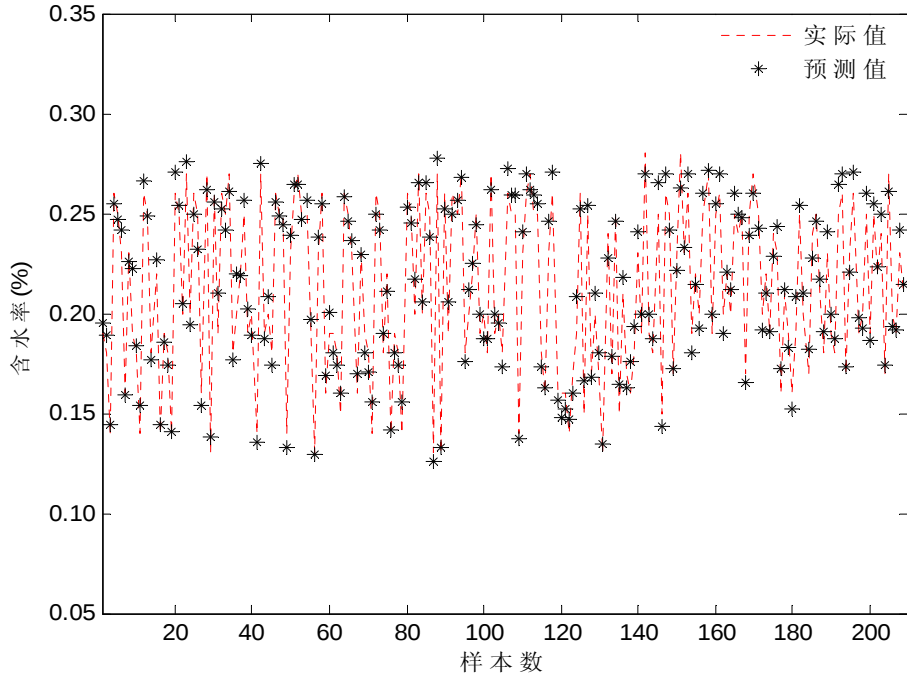


图 4-6 集成模型训练图

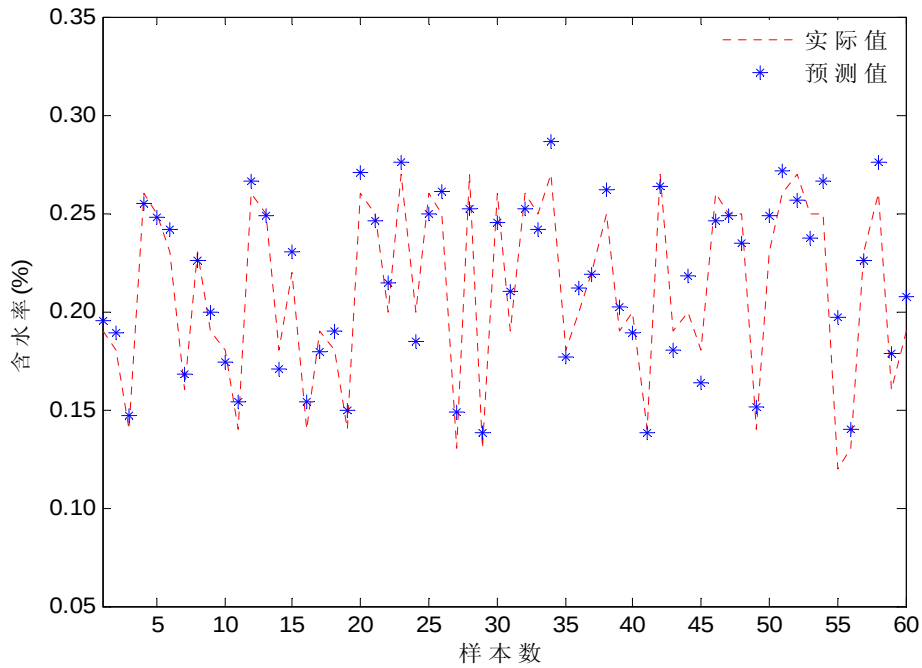


图 4-7 集成模型仿真图

表 4-2 模型性能比较

模型	平均相对误差	最大相对误差
热平衡模型	4.2%	10.00%
主元回归模型	3.0%	8.90%
集成模型	2.85%	5.70%

预测结果表明,模型可以很好地跟踪精矿含水率的变化,对水份的预测比较精确。集成模型与单一的模型相比有以下几个优点:

(1) 提高了软测量模型的可靠性。由于气流干燥过程受到各种不确定因素的干扰,多种外在因素和内在因素都会对精矿含水率产生影响。因此,建立的回归模型和热平衡模型可能会在不同的干扰环境下出现难以预测或预测误差偏大的情形。而两种模型协调和集成后,可以确保输出的有效性,从而提高了软测量模型的可靠性。

(2) 提高了软测量模型的智能性。由于使用神经网络和协调规则对气流干燥过程进行建模,使软测量模型具有从大量数据样本中索取有用信息,通过记忆和联想并对未来信息进行预测的智能特点。

(3) 提高了精矿水份预测精度。模型集成策略使各子模型取长补短,水份预测误差远小于单个子模型。

但是以上方法建立的水份软测量模型也有不足之处。比如,回归模型对水份的预测偶尔出现大的偏移情况。因此,为了克服模型的不足之处,更好的满足工业控制的要求,还必须使模型具有在线学习和校正功能,将在下一章进行介绍。

4.5 小结

本章主要讨论水份软测量模型的设计原理和方法。首先在对气流干燥过程机理进行分析的基础上,建立了热平衡模型。基于大量的过程检测数据,运用统计分析的方法,建立了主元回归模型,并将主元回归模型结果与经验回归模型结果进行对比,验证模型的优越性。由于气流干燥过程中,各可测变量对干精矿含水率的影响极其复杂,因而,任何单一的建模方法都难以建立其精确的数学模型。考虑到不同的模型的优点,运用智能协调技术,在对工况进行判断的基础上,采取不同的模型作为软测量输出值。并在稳定工况下的集成策略进行研究,从最优化方法出发,确定各个模型的权重以最小误差平方和为依据。仿真实验结果表明,智能集成模型比单独的各个模型具有更好的预测精度和可靠性。

第五章 软测量模型的校正

由于用于建模数据的有限性和气流干燥过程的时变性,为了使模型更好的适应工况的变化,必须使软测量模型具有校正功能。软测量模型的校正包括两个方面:短期学习和长期学习。

5.1 软测量模型的在线校正

软测量模型的短期学习是指模型的在线校正。随着软测量模型的不断运行,受气流干燥过程中多种不可预料因素的影响,软测量值与实测值总是会有一些偏差;在生产过程中,受经济效益的驱动,原材料性质、装置负荷的变化等也会使生产过程的操作点发生偏移。因此,必须给模型设计校正机制,以尽可能地减小偏差。由于实时性要求,一般只修正模型的参数或常数项,常见的修正算法有增量法、自适应法和多时标法等。本文以干精矿水份的人工检测值与模型预测值之差作为修正依据,由修正算法给出的偏差修正量叠加于原软测量模型之上,对软测量模型进行在线校正。

由于人工检测值每隔几小时才会有一组,因此要求操作人员在定期输入人工检测值的同时输入采样时刻,以保证人工检测值与模型预测值在时序上的匹配。即有新的人工检测值输入时,软测量校正程序在与之对应时刻的模型预测值附近取前后一小段时间的模型估计值加权平均后与此人工检测值比较,得到较合理的修正依据。为了充分的利用稀疏的水份人工检测值进行软测量模型的在线校正,本文采用模糊 PID 在线校正算法,其思想类似于工程中常用的 PID 算法,通过加入相应的模糊规则来对校正系数进行有效的调节。设软测量模型的预测值为 Y' , 人工检测值为 Y^* , 则 k 时刻的偏差可以定义为:

$$e(k) = Y^*(k) - Y'(k) \quad (5-1)$$

k 时刻到下一校正时刻 $k+m$ 之间各输出的校正量可以由下式计算:

$$\delta(k, k+m) = K_p e(k) + K_I \sum_{i=0}^s e(k-i) + K_D [e(k) - e(k-1)] \quad (5-2)$$

其中, m 为人工化验的时间间隔, s 为设计的累积步长; K_p , K_I , K_D 为校正系数。以 k 时刻的估计偏差 $e(k)$, 偏差变化趋势 $\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$, 及一定时间内(s 步长内)的偏差累计值 $\sum_{i=0}^s e(k-i)$ 作为校正动力, 根据前 s 个时刻的偏差变化

趋势和当前时刻的工况计算出较合理的模型修正量 $\delta(k, k+m)$ 。校正后的模型输出为：

$$Y(k) = Y'(k) + \delta(k, k+m) \quad (5-3)$$

式(5-2)中的参数 K_p , K_I , K_D 可以根据操作经验制定相应的模糊规则来进行调节, 因此, 本文建立了参数 K_p , K_I , K_D 与估计偏差的绝对值 $|E|$ 和偏差变化的绝对值 $|\Delta E|$ 之间的模糊调节规则。首先将 $|E|$ 和 $|\Delta E|$ 的模糊语言设为“大”(B)、“中”(M)和“小”(S)三种, 然后分别确定语言变量 $|E|$ 和 $|\Delta E|$ 的隶属函数:

当 $|E|$ 较大时, 应取较大的 K_p 和较小的 K_D , K_I 设为0;

当 $|E|$ 处于中等大小时, 应取较小的 K_p , K_D , K_I 适当取值;

当 $|E|$ 较小时, 应取较大的 K_p 和 K_I , K_D 适当取值。

通过上述规则在线调节参数 K_p , K_I , K_D , 便可得到合适的校正量, 从而使软测量模型具有自校正功能。将此校正算法用于气流干燥过程水份软测量模型的在线校正, 实际运行效果平稳。采集了一段时间内的带有上述校正算法的软测量模型的输出与人工分析值对比, 如图 5-1 所示。软测量输出值与人工分析值的最大相对误差和平均相对误差为 4.8%和 2.75%, 均小于离线建模时采用各种软测量方法的最大相对误差和平均相对误差, 证明该算法具有一定的校正效果, 且算法简单, 易于实现。当然这个好的校正效果是建立在软测量模型估计稳定、泛化效果好、未校正前预测误差也不大的基础上。

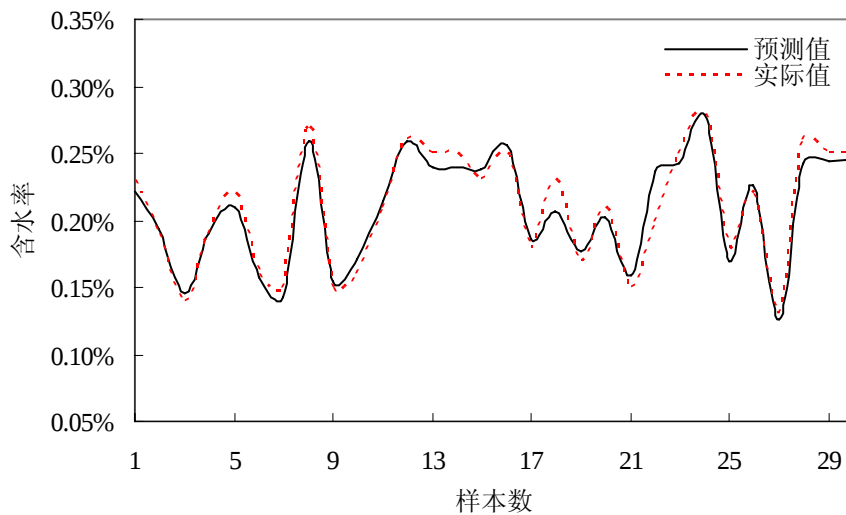


图 5-1 带在线校正的软测量输出图

在实际运行中, 若软测量模型的预测误差太大, 则只通过修正常数项的在线校正方法不可能有太好的校正效果, 这时在线校正已不能满足要求, 必须采集新工况下的数据重新建立软测量模型。

5.2 软测量模型的更新

软测量模型的长期学习是指模型的更新,包括学习样本的更新和软测量模型的更新。样本的更新为模型的调整提供了基础;模型的更新能更好的跟踪工况变化,通过自动调整参数和输出,实现更加合理准确的预测。

为了提高学习样本的可靠性,必须建立强有力的更新机制以确保将畸形数据、离群数据排除在样本数据之外,同时将那些能真实反应气流干燥过程工况变化的数据增加到样本中。一个好的学习样本应该满足生产过程中的物理化学关系,能真实地反映生产机理。这样的样本只有在生产过程处于稳定状态时才可以得到。因此,判断一个样本是否合格,是否能用于模型的更新,关键之一是进行稳态检验,即验证当前生产是否处于稳态。如果处于稳态,样本将被自动保存到数据库中,否则将抛弃该样本。稳态验证的严格程度将直接影响新样本的获取,从而影响模型的更新。

证据理论(MTE, Mathematical Theory of Evidence)是 1976 年由 Shafer 正式创立的^[59], Dempster^[60]对其作出了重大贡献,因此证据理论又称为 D-S 理论。证据理论认为,对于概率推理的理解,不仅要强调证据的客观性,而且也要强调证据估计的主观性,概率是人在证据的基础上构造出的对一个命题真的信任程度,简称信度。因此,证据理论可以根据各种资料对系统各个部分的生存状态的概率进行归纳与估计,并作出正确的决策或预测。

证据理论可以用于检验生产过程是否处于稳定状态。假设测量值的模型为

$$\begin{cases} x_{k,i} = x_{k,i}^* + \varepsilon_{k,i} \\ \varepsilon_{k,i} \sim N(0, Q) \end{cases} \quad i, k = 1, 2, \dots, n \quad (5-4)$$

其中 $x_{k,i}$ 、 $x_{k,i}^*$ 分别为第 i 个变量在时刻 k 的测量值和真实值, $\varepsilon_{k,i}$ 为对应的测量误差。稳态检验的目的就是要识别过程的状态从一个时间段到下一个时间段是否发生变化。考虑到两个相邻的时间段 1 和 2, 对过程状态变化的评价只能有三种状态: ① 过程处于稳态; ② 过程状态发生变化; ③ 不确定过程状态是否发生变化。

证据理论使用在时间段 1 到 2 之间变化的可信度来描述这三种情况。分别用 $m_i(S)$ 、 $m_i(NS)$ 和 $m_i(U)$ 表示稳态、非稳态和不确定情况的可信度。为了计算可信度, 给出如下第 i 个测量变量的统计量:

$$t_{1,i}^2 = n(\bar{x}_{2,i} - \bar{x}_{1,i})^2 / (\sigma_{1,i} + \sigma_{2,i}) \quad (5-5)$$

其中 $\bar{x}_{k,i}$ 是第 i 个测量变量在时间段 $k(k=1,2)$ 内的平均值, $\sigma_{k,i}$ 为第 i 个测量变量

在时间区间 k 内的样本方差，即

$$\sigma_{k,i} = \frac{1}{n+1} \sum_{j=1}^n (x_{k,j,i} - \bar{x}_{k,i})^2 \quad (5-6)$$

其中 $x_{k,j,i}$ 表示第 i 个测量变量在时间区间 k 内的第 $j(j=1,2,\dots,n)$ 个测量值， n 为每一个时间段含有的测量数据个数。统计量 $t_{1,i}^2$ 是随机变量，它服从分子自由度为 1，分母自由度为 $(2n-2)$ 的 T^2 分布^[61]。因此可以定义可信度函数为：

当 $t_{1,i}^2 \leq T^2(\alpha)$ 时

$$\begin{aligned} m_i(S) &= p_r\{T^2 \geq t_{1,i}^2\} \\ m_i(NS) &= 0 \\ m_i(U) &= 1 - m_i(S) \end{aligned} \quad (5-7)$$

当 $t_{1,i}^2 > T^2(\alpha)$ 时

$$\begin{aligned} m_i(S) &= 0 \\ m_i(NS) &= [2\alpha - 1 + (1 - \alpha)p_r\{T^2 \leq t_{1,i}^2\}] / \alpha \\ m_i(U) &= 1 - m_i(NS) \end{aligned} \quad (5-8)$$

其中 α 为置信度， p_r 为概率。为了判断过程状态是否发生变化，需要将所有测量变量的置信值按一定规则组合成总的过程的可信度。由此可采用 Dempster 规则，即过程可信度为：

$$\begin{aligned} m(S) &= \prod_i^p [m_i(S) + m_i(U)] \\ m(NS) &= \prod_i^p [m_i(NS) + m_i(U)] \\ m(U) &= \prod_i^p m_i(U) \end{aligned} \quad (5-9)$$

其中 p 为测量变量的个数。当 $m(S) > m(NS)$ 时，可以认为过程是处于稳态的，否则为非稳态。如果从时间段 1 到时间段 2 过程处于稳态，则在时间段 2 采集的新样本 $x_{k,j,i}$ 满足生产工艺条件，因此是合格的新样本，可以用于模型的更新。

在气流干燥过程中，通常是每隔八小时对精矿含水率进行一次化验，因此每天只能获得三组学习样本。在实际应用中，并不是每次选取了合格的新样本就对模型进行更新，而是在获得了一定数量的新样本后，判断对于这些新样本，模型预测值的置信水平 C_L 是否足够高，如果 C_L 小于某一个给定的置信水平 C_L^* ，则说明原来模型的预测值不够准确，已经不再适合新的工况，需要利用这些新样本对其进行更新，以适应新的环境；反之，如果 C_L 大于或等于 C_L^* ，则说明在新的环境下，模型的预测精度依然够高，不需校正。在实际应用中，置信水平采用如下的形式：

$$C_L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{\hat{y}_i} \right) * 100\% \quad (5-10)$$

其中 n 为累积的新样本数目, y_i 、 $\hat{y}_i$ 分别为第 i 个样本的模型预测值及相应的实际值。

在系统运行过程中, 每天可以采集到 3 个新样本, 首先利用证据理论将新采集到的 3 个新样本与前一天的 3 个样本比较, 判断生产过程是否处于稳定状态。如果生产过程稳定, 则将采集到的新样本存入数据库中, 用于模型的更新; 如果生产过程不稳定, 则当天采集到的 3 个数据对于模型更新没有用, 因此不存入数据库。对于合格的新样本, 则按(5-7)式计算模型的置信水平。如果置信水平小于 C_L^* , 则利用新样本对模型进行更新; 否则, 说明模型准确, 无须更新。在实际应用中, n 取 21, C_L^* 取 92%。当然, 若生产过程的工况发生重大调整或产品结构发生调整导致操作条件的改变, 则不用判断, 也应更新软测量模型。

5.3 小结

本章主要讨论了气流干燥过程水份软测量模型的校正机制。主要包括模型在线自修正算法、学习样本的收集和更新及模型的更新。

模型的在线校正是软测量建模中非常重要的一个环节, 是软测量模型适应环境变化的重要保障。针对气流干燥过程的特点, 提出了模糊 PID 校正算法。样本的更新基于证据理论进行选择, 依据当前模型预测精度的置信水平来决定是否需要更新模型。

第六章 软测量系统的软件开发

结合目前气流干燥过程水份不能在线检测的实际，开发实用性强的气流干燥过程水份预测软件系统对于铜冶炼过程生产具有重要的意义。

6.1 系统方案设计

气流干燥过程软测量系统软件以计算机为工具，以现代通信为手段，采用模块化的思想，将面向对象技术、数据库技术等有效结合，避免了二次开发，有效缩短了开发周期，降低了开发成本，且具有良好的可扩展性。系统整体方案如图 6-1 所示。该系统主要由以下几部分构成：数据预处理、热平衡模型、主元回归模型、神经网络模型、智能协调和在线修正。

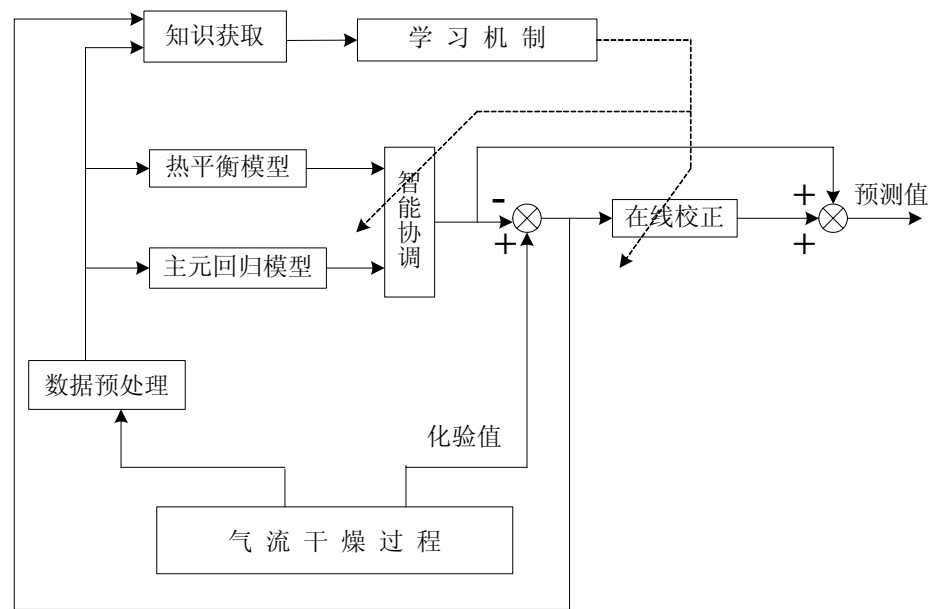


图 6-1 系统整体方案

系统软件需要完成以上各部分的功能。首先利用通信技术获取需要的数据，然后采用前面所描述的主元分析和误差处理技术，对数据进行预处理，将主要变量存入模型数据库中。热平衡模块主要是根据采集到的过程参数，带入热平衡方程进行计算，得出水份的预测值。主元回归模型模块根据采集到的数据代入主元回归方程，给出模型的输出。智能协调模块根据协调算法对工况进行相应的判断，针对不同的工况给出软测量模型的输出结果。在线修正模块根据模糊 PID 的算法对软测量输出误差进行校正，软测量的输出值与校正模块的输出相加得出最终的预测值送给计算机输出显示。当有新的检测值输入时，采集当前时刻的过程数据，运用证据理论进行稳态检验，将合格的样本保存下来，更新学习样本，当新

样本总数达到设定值后，通过进行可信度检验决定是否需要更新模型。

系统软件的设计应遵循以下的原则：

通用性：软测量系统的最理想状态就是用“软”仪表代替“硬”仪表，实现某些变量的无仪表测量。采用软测量技术构造软仪表，使其在可能条件下代替实际的仪表，并能够像实际仪表一样工作。系统按照此要求而设计，并且使软件具有通用性。

实时性：系统的实时性由操作系统的多线程机制。例如，软测量系统通过计算机和下位机进行数据交互的时候，一般需要等待时间。采用单线程势必延长整个获取数据的时间，而多线程技术，就可以充分利用这些时间，大大提高了系统的实时性^[62]。

易操作性：程序编制时要充分考虑气流干燥过程的操作人员的情况，采用简单的界面设计，使工程人员无需培训即可使用。

6.2 系统软件总体结构

工业控制软件是工业过程控制系统的重要组织部分，担任着管理、决策和控制的任務，是为满足实际应用环境而编制的软件，主要负责数据的采集、处理、显示及人机交互等操作。软件的性能直接影响系统的安全性和控制效果，从而进一步影响整个控制系统的稳定性和产品的质量，是工业控制系统的灵魂。

工业控制软件的开发方法有两种：一种是以“工业组态软件”为平台的组态编程；另一种是自行开发的应用软件。目前流行的工业组态软件很多，但工业用户一方面要求得到新技术带来的利益，另一方面又要担心价格问题，以及承担软件升级换代所带来的风险，因此在一些由计算机组成的中小规模控制系统中，购买工业组态软件不划算，故这类控制软件的开发多以自行开发为主。

因此，软件开发立足于为操作人员提供科学的操作指导、提高企业产品质量，实现气流干燥过程的综合自动化。软件具有较好的可扩充性和可移植性，适应性强，具有良好的可维护性；具有方便友好的人机对话界面，易于掌握和使用；实时性和可靠性强。在满足这些要求的基础上，结合气流干燥过程具体要求，开发“气流干燥过程水份软测量计算机系统”。根据系统的设计方案，软件的算法流程如图 6-2 所示。

系统以实现数据采集、实时控制和管理功能为主。根据用户的需求分析和整体设计方案的特点，本应用软件由五大功能模块组成：数据采集及预处理、过程状态可视化监控、软测量模块、数据库管理和报表打印、系统安全及帮助模块。各个功能块既相互独立又相互联系，成为一个整体。软件基本框架如图 6-3 所示。

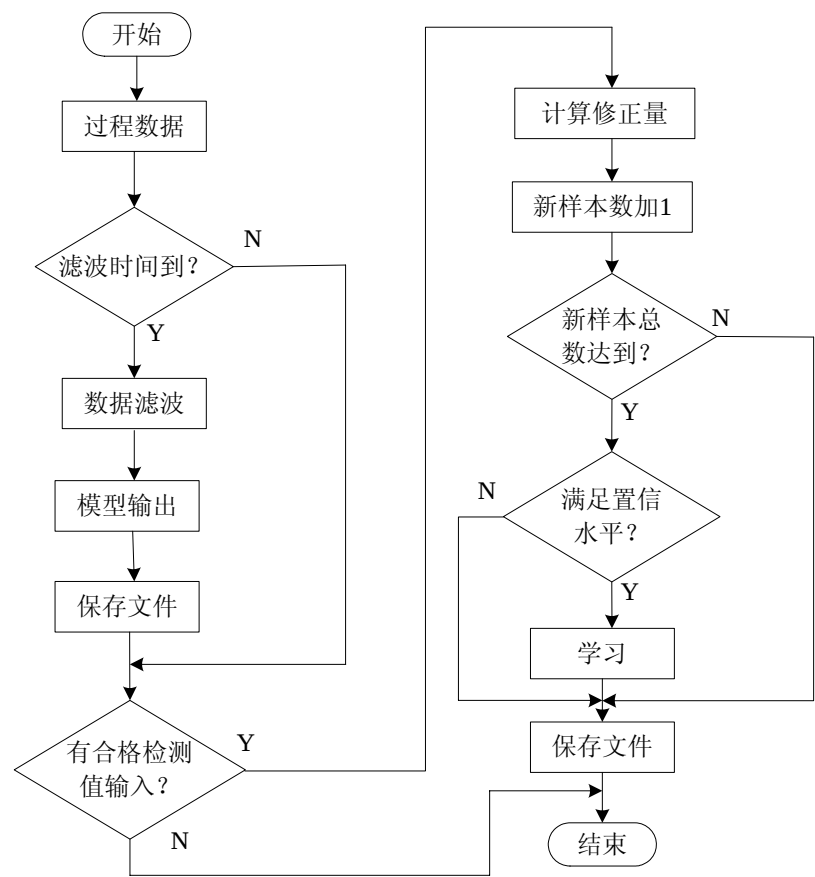


图 6-2 软件算法流程图

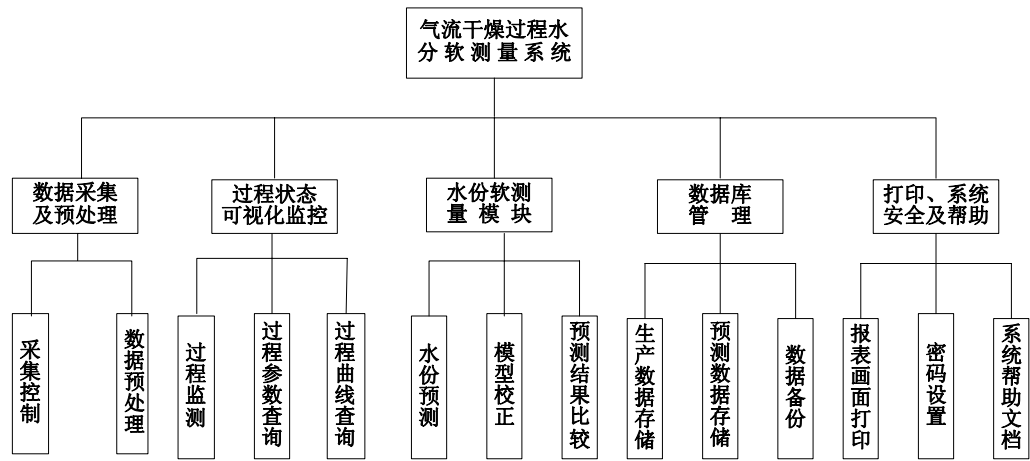


图 6-3 软件基本框架

- (1) 数据采集及预处理
- 根据系统配置，每隔 2 分钟采集一次过程数据，采集到的数据经过预处理送给计算机显示，并保存到数据库中，为数据的查询和分析提供基础。
- (2) 过程状态可视化监控
- 主要是实现对气流干燥过程的监控功能，包括实时过程参数的动态显示、过程参数的查询和过程曲线的查询。查询结果可以按天、按月显示。图形显示界面

形象、生动，工艺流程和各种仪表的显示，更有利于数据的观测和记录；主菜单简捷，用户既容易掌握又十分方便。另外，系统支持同时动态显示多个监控画面，并支持各种打印设备的屏幕硬拷贝输出。

(3) 水份软测量模块

根据各子模型的算法，对气流干燥过程的水份值进行预测，并通过在线修正算法对结果进行优化，输出显示于监控界面。其中，部分与环境相关的参数可以在监控界面根据工况的变化进行调整。并将预测值和实际值进行比较，对软测量结果进行评价，为模型的更新提供依据。

(4) 数据库管理

数据库的管理包括三大主要功能：生产数据的存取、预测数据的存取和数据的备份。对数据的存取和管理，一方面可以指导气流干燥过程的生产，另一方面使企业的技术及管理部门能够及时了解生产情况，以作出正确的决策。数据的备份可以避免数据因故障丢失，保证数据库的完整性。

(5) 报表打印及系统帮助

可以方便地进行报表打印、曲线打印和画面打印。为了保证系统操作的安全性，设置了系统密码，同时建立了详细的帮助文档，提供有关担任操作指导、异常事故处理策略等。

6.3 系统软件的实现

气流干燥过程水份软测量软件的实现充分利用工厂现有的组态软件，使用 VC++6.0 编制独立的应用软件。两部分之间的数据通信，采用 OPC 技术。

6.3.1 面向对象技术

面向对象技术从 80 年代初开始在计算机软件开发的研究和应用领域中十分活跃，其优越性已经得到了世界范围的广泛认同，是新一代控制系统的特征。近几年来，面向对象的程序开发技术^[63]和快速应用程序开发技术(RAD)得到了飞速发展，出现了面向对象的可视化计算机语言，能突破工业组态软件的局限性，更好地处理工业控制软件的特殊问题和用户的特殊要求。

Visual C++ 6.0 是一种面向对象的程序设计语言，作为一种独立的 Windows 应用程序开发工具，其功能强大。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他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。在软件开发过程中，使用 MFC 基本类库^[64]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、高稳定性的应用软件。因此水份软测量计算机系统以 VC++6.0 作为开发工具。

6.3.2 OPC 技术

实现软件系统与下层设备(PLC)的数据通信，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，气流干燥过程已实现了下层的基础控制，上位实时监控机配有美国霍尼韦尔公司的组态软件，因此，可以利用 OPC^[65]技术，实现 VC 应用程序与组态软件的数据交换，完成系统与底层 PLC 的数据通信。

OPC 是包括一整套接口，属性和方法的标准集，提供给用户用于过程控制和工业自动化应用。Microsoft 的 OLE/COM 技术定义了各种不同的软件部件如何交互使用和分享数据，从而使得 OPC 能够提供通用的接口用于各种过程控制设备之间的通讯，不论过程中采用什么软件和设备。复杂数据规范 OPC 技术的实现由两部分组成：OPC 服务器和 OPC 客户端应用部分^[66]。OPC 服务器收集现场设备的数据信息，然后通过标准的 OPC 接口传送给 OPC 客户端应用。OPC 客户端则通过标准的 OPC 接口接收数据信息。在具体的实现过程中，用户可以根据自己的需要挑选相应的规范来使用。

水份软测量软件与现场控制器的数据通信流程如图 6-4 所示。OPC 服务器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；监控机与 OPC 服务器通过以太网相连，两者都安装了组态软件 Rsview，实时监控软件通过监控机组态软件 Rsview 的 OPC 规范向 OPC 服务器读写数据，最终实现实时监控软件对现场参数的读取，同时可以调节重油、稀释风、烟气等电动阀门的开度，实现过程参数调节。

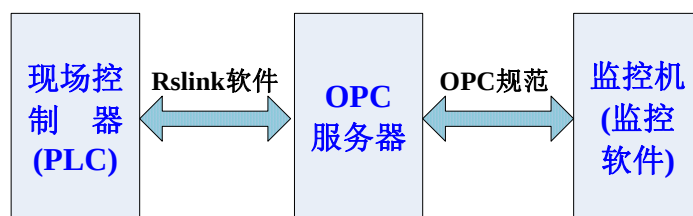


图 6-4 软件与现场控制器数据通信示意图

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。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。

```
ConnectToServer(/*in */LPOLESTR ProgID, /*out */IUnknown **ppUnknown)
{
    CLSID OPCCLSID;
    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
    //换为一个唯一 CLSID。这里 ProgID 值为“RSI.RSView32OPCTagServer”。
    CoCreateInstance(OPCCLSID,NULL,CLSCTX_LOCAL_SERVER,
        IID_IUnknown,(void **)ppUnknown);
}
```

(4) 创建 OPC 组。

```
ppUnknown->QueryInterface(IID_IOPCServer,(void **)&pServer);
//得到 IOPCServer 接口指针 pServer
pServer->AddGroup(szName,TRUE,500,&TimeBias,&PercDeadband,dwLCID,
    &m_GrpsrverHandle,&RevUpRate,IID_IOPCItemMgt,(LPUNKNOWN*)&pO
PCItemMgt);//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);
```

(6) 数据交换。

成功地增加完所需要的数据项后，OPC 客户端(VC 应用程序)和 OPC 服务器

(RSView32)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 客户端(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();
```

6.3.3 数据库设计

数据库是一个存储起来为某个特定组织的多种应用服务并具有尽可能小的冗余度的互相关联的数据集合。工业控制系统的功能实现绝大多数是建立在一定的数据库基础之上,因此影响系统有效性的关键因素之一就是数据库的设计和管理。

为了对数据进行分析和处理及实现报表显示,需要在计算机中存储获得的实时数据及系统运行结果。由于 SQL Server 是基于服务器端的中型数据库,可以适合大容量数据的应用,处理海量数据的效率高且后台开发灵活性强,可扩展性好,安全、稳定,因此系统采用 SQL Server 2000 数据库^[67]。SQL Server 2000 是一种关系型数据库,使用结构化查询语言(SQL),每个文件中具有多个表,还可存储预先定义的查询语言。

通常,在进行工业数据库设计时,需考虑下述设计目标:

(1) 完整性。如果数据库中数据值满足指定的约束,并且在对数据库进行更新后仍保持这种性质,则称数据库具有完整性。

(2) 一致性。如果多个用户同时使用数据库,而数据库里总是以同样的方式

回答，则称数据库对多个用户具有一致性。

(3) 可恢复性。在数据库遇到任何一种系统故障时，数据库都有恢复数据完整的能力。

(4) 安全性。数据库安全性的主要目的是以最小的代价防止对数据库的非法使用，最低程度的防止数据出现泄漏、修改或丢失问题。

(5) 效率。主要指计算机资源的利用和执行时间的利用问题。

按照上述数据库设计原则，数据库可以使用多个表存储数据，表的每一行是一条记录，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。为了获得最小的冗余度，节省存储空间，每条信息仅在一处存放，减少数据重复，使数据的更新快速准确，表结构的修改也非常容易。

应用程序对数据库的访问采用 ADO 技术^[68]。ADO 提供了一种数据库编程的对象模型，具有高度的灵活性、较低的内存占用率，比一般的 API 更适合面向对象的程序开发。而且具有远程数据服务(RDS)功能，通过 RDS 可以在一次往返过程中将数据从服务器移动到客户端应用程序或 Web 页，并在客户端对数据进行处理后将更新结果返回服务器。ADO 可以独立创建，可以只创建一个“Connection”对象，然后由多个独立的“Recordset”对象来使用它。

SQL Server 2000 安装完成后，先创建需要的数据库和表，并在数据表中添加相应的字段，指定数据库的备份路径、每天备份的时间及数据保存期限。然后用 ADO 技术建立与数据库的连接。在应用程序的文件 stdafx.h 中加入如下语句：

```
#import "c:\program files\common files\system\ado\msado15.dll" \
no_namespace \
rename ("EOF","adoEOF")
```

使用 VC 中的 Class Wizard 创建 CRecordset(记录集类)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 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。

```
m_pRecordset.CreateInstance(__uuidof(Recordset));
// 在 ADO 操作中建议语句中要常用 try...catch()来捕获错误信息，
// 因为它有时会经常出现一些想不到的错误
try
{
    m_pRecordset->Open("SELECT* FROM PARATABLE",
    //查询 ParaTable 表中所有字段
```

```

theApp.m_pConnection.GetInterfacePtr(),
// 获取库接库的 IDispatch 指针
adOpenDynamic,
adLockOptimistic,
adCmdText);
}
catch(_com_error *e)
{
    AfxMessageBox(e->ErrorMessage());
}

```

向应用程序中添加支持数据库特性的代码，即可在 VC 中通过 SQL 语句完成对每个数据库的访问及异构数据的导换。

6.4 软件界面及功能

(1) 监控界面

监控界面显示气流干燥过程的生产流程模拟图。主要包括软测量系统软件的整体显示、工艺流程画面、实时过程数据显示、软测量预测值显示等，用户通过该界面可以实时了解气流干燥过程的情况，为用户提供友好实用的操作信息。通过上方的状态栏可进入用户需要查看的子画面。另外，从稳定角度考虑进行了权限设置，只有享有权限的工程师才可进行生产参数的修改。如图 6-5 所示。

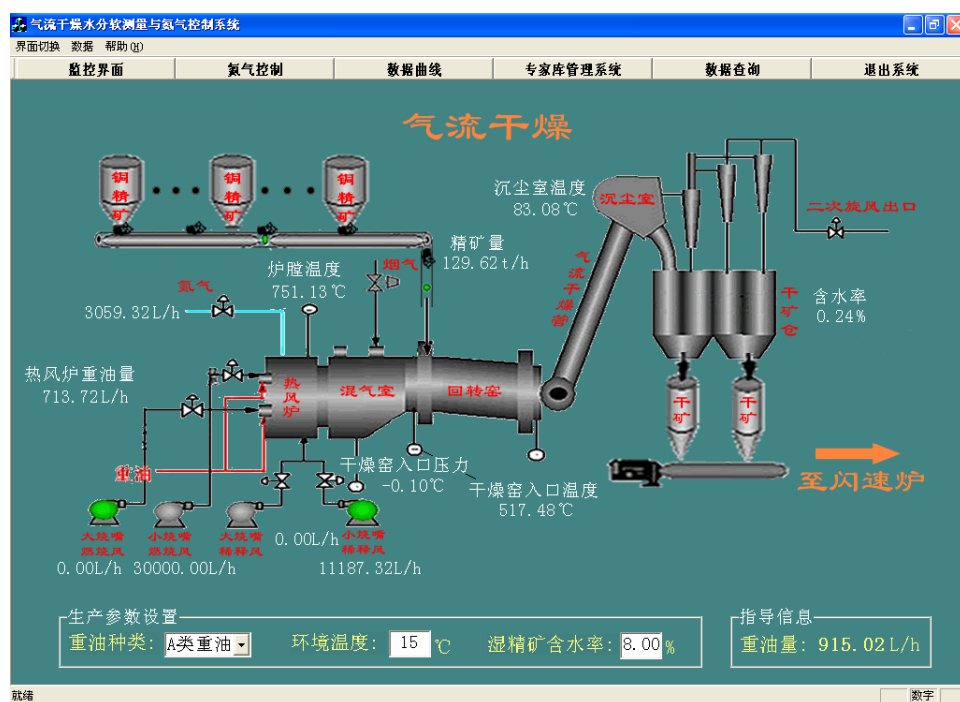


图 6-5 监控界面

(2) 工况曲线显示

为了让操作人员更为直观的了解工况的波动情况,软件可以以曲线的方式显示气流干燥过程主要工况参数。实时曲线采用弹出式窗口设计,如图 6-6 所示;历史曲线按天显示,如图 6-7 所示。



图 6-6 实时曲线图

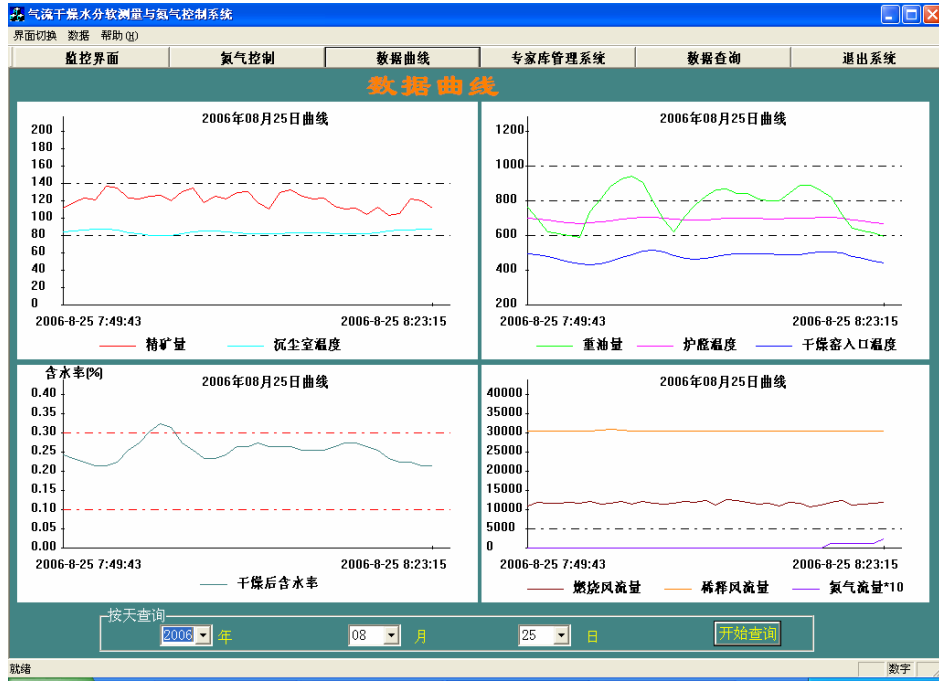


图 6-7 历史曲线图

(3) 工况数据查询

为了便于对数据进行分析和处理, 更好的了解模型的运行效果, 设计数据查询界面。将历史数据以按天和按月的方式显示, 更好的了解生产过程的动态。界面如图 6-8 所示。

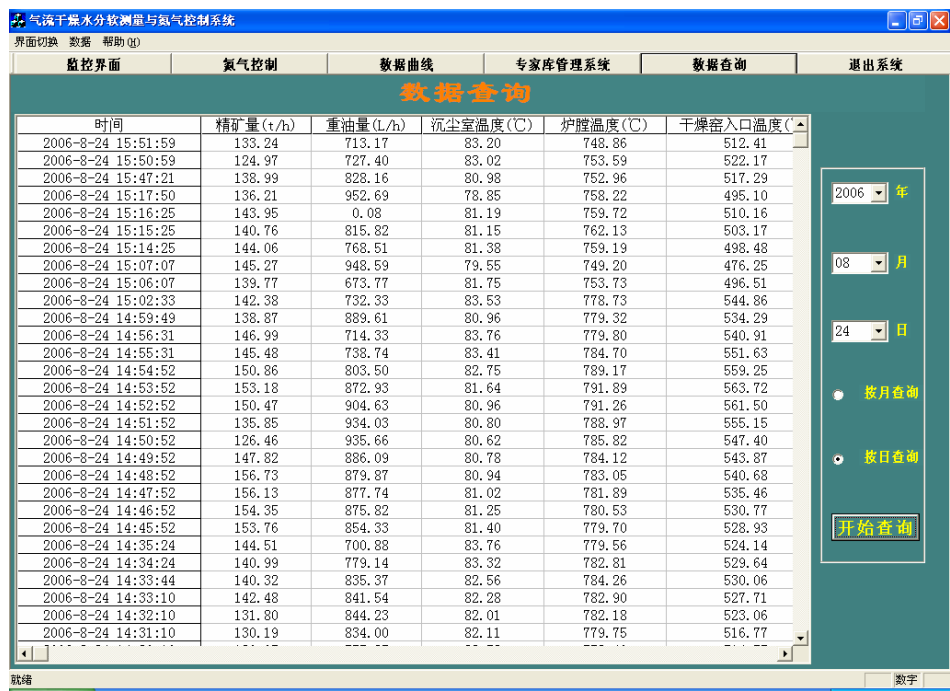


图 6-8 数据查询图

6.5 系统性能评价

本软件系统经过前期的调试运行, 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, 对气流干燥过程水份软测量系统的应用效果进行评价。主要包括以下几个方面:

(1) 系统的可用性

从数据的角度可以分析系统的可用性。采用数据对比的方法, 对系统的运行效果进行评价。我们抽取了现场实际运行中 10 天的数据, 结果如图 6-9 所示。

对上面的结果进行分析可知, 水份预测值的相对误差均在 7%以内; 预测值能够跟随实际变化的趋势。另外, 系统是为了满足生产的需要, 在现场的实际运行当中根据操作人员的建议不断的调整模型, 预测的精矿水份精度能够满足实际生产的要求, 有效的指导生产。

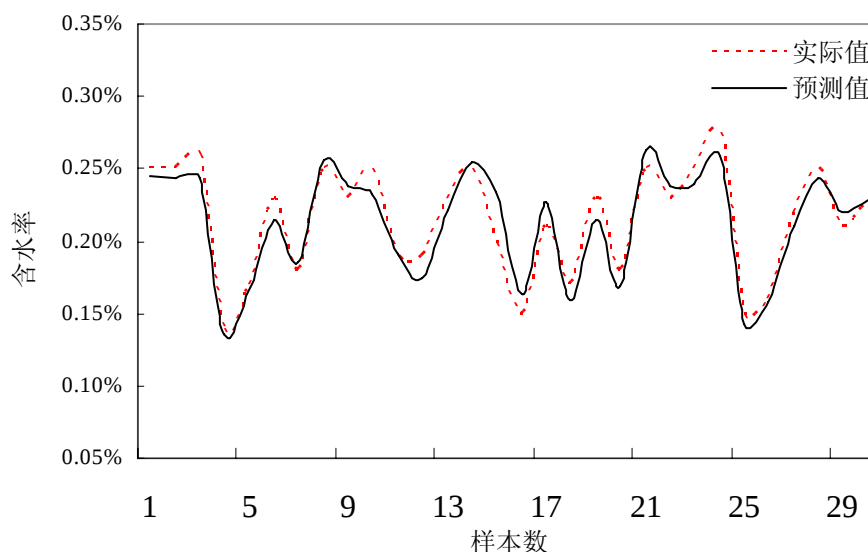


图 6-9 运行效果对比图

(2) 系统的稳定性

标准化和商品化的工业控制软件为整个软件系统的可靠性提供了保障。系统投入试运行后，能够稳定安全地工作。基本上没有出现系统报错、死机等现象，说明系统具有较高的稳定性和可靠性，可以放心使用。

(3) 系统的实时性、灵活性

根据现场生产情况，数据采集的时间为二分钟采集一批数据，在二分钟之内实现系统预测是完全可以实现的，满足现场实时性的要求。本系统具有在线的调节功能，使其具有更强的灵活性和可操作性。

(4) 系统的先进性

本系统符合当前以微型机为主机的集散型系统的发展方向。系统的软件的开发和研制都不同程度地运用了智能控制的理论和方法，使得该系统在技术层次上赶上国内外同类型的过程控制系统目前所达到的水平。同时，本系统以简单实用为设计宗旨，操作简单、界面清楚明了，系统容易维护。

(5) 运行效益

通过智能集成软测量系统能够提供科学的参数优化操作指导，为操作工调节过程参数提供了理论依据，降低了以往凭经验调节的盲目性，减少由参数波动引起的工况不稳定。提高了工作效率和产品质量，为提高企业的经济效益发挥了积极的作用。

6.6 小结

本章主要分析了气流干燥过程水份软测量模型在工业上的实现情况。首先介绍了软件的总体思想，主要包括软件算法流程、要实现的功能和模块设计；然后

对具体的实施方案进行介绍，包括相关的编程语言、数据通信技术及数据库的开发；简单介绍了软件主要界面的功能。通过对软测量模型在工业现场运行情况进行分析，证明软测量模型符合工业控制的精度要求，为实现对水份的优化控制提供了有力的支撑。模型投入运行后，取得了很好的经济效益。

结论与展望

本课题以江铜集团贵溪冶炼厂气流干燥过程为主要研究对象,研究开发气流干燥过程水份软测量计算机系统。根据系统的需求,建立了机理方法和回归方法集成的水份预测模型,并进行了软件系统开发。软件经过现场调试运行,实现了精矿水份含量的在线预测和重要参数监视,证明系统具有一定的可靠性与实用性,课题研究取得了初步成果。

气流干燥在闪速熔炼生产过程中有着非常重要的作用,因此在线检测干燥后精矿的含水率对稳定生产具有非常重要的意义。论文研究是以软测量技术为理论基础,采用数据预处理及校正技术,通过分析影响气流干燥过程水份众多因素之间的关系,用主元分析法对其进行相关性处理,减少模型的复杂度。通过对工艺进行分析,建立机理模型;基于生产过程专家经验和大量采集数据,建立主元回归模型;利用智能协调和集成策略,对子模型进行协调和有效集成,最终建立气流干燥过程水份的在线预测软测量模型。理论分析表明,该模型可以将精矿水份预测到一定的精度范围内,并且根据预测值调整过程参数,对生产具有重要的指导作用。

系统软件运行结果表明,该软件不仅能够实现对气流干燥过程水份的预测控制,稳定生产,减少生产工况波动引起的损失;而且由于集成优化软件具有较好的通用性、开放性和可移植性,适用于有色冶炼行业以至复杂工业过程的集成优化。为解决复杂工业过程的优化、实现综合自动化提供了丰富的理论和实践经验,具有一定的开创性。

由于气流干燥过程是一个复杂的工业过程,其过程检测技术并不成熟,软测量技术在气流干燥过程中的应用还有必要进一步研究和实践。课题的深入研究可以从以下几方面着手:

(1) 数据预处理中,只是对数据本身进行分析,如果从机理的角度进行分析处理,进行数据挖掘,则可能提取出更多有用的信息,建立更加精确的软测量模型。

(2) 对软测量模型进行改进,尤其是各子模型的集成还有其他方法可以尝试。

(3) 由于工业控制的特殊性要求,软测量模型一定要具有相当高的可靠性。因此,还可以对软测量模型添加故障诊断模块,以实现气流干燥过程的故障诊断。

(4) 软测量技术应用在气流干燥过程的目的,就是为了实现对生产过程的自

动优化控制，提高气流干燥过程的经济效益，这将是下一步研究的重点。

(5) 进一步完善软件系统，使人机界面更加友好、完善，给出的操作指导更加符合现场的实际情况。

参考文献

- [1] 邱竹贤. 有色冶金学. 北京: 冶金工业出版社, 1988
- [2] 贵溪冶炼厂熔炼车间岗位培训教材(闪速炉部分). 江西: 贵溪冶炼厂, 1997
- [3] 于静江, 周春晖. 过程控制中的软测量技术. 控制理论与应用, 1996, 13(2): 137~144
- [4] 罗荣富, 邵惠鹤. 软测量方法及其工业应用. 工业过程模型化及控制, 中国自动化学会第六届过程控制科学报告会论文集, 1993: 324~329
- [5] 孙优贤. 造纸过程建模与控制. 杭州: 浙江大学出版社, 1993: 33~44
- [6] 李海青, 黄志尧. 软测量技术原理及应用. 北京: 化学工业出版社. 2000
- [7] Macvoy T J. Contemplative stance for chemical process control. Automatica. 1992, 28(2): 441~442
- [8] 刘瑞兰. 软测量技术若干问题的研究及工业应用: [博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2004
- [9] 罗荣富, 邵惠鹤. 推断控制中二次变量选择方法研究: CDC' 1992 论文集. 东北大学出版社, 1992
- [10] 荣冈, 金晓明, 王树青. 先进控制技术及应用第三讲-软测量技术及其应用. 化工自动化及仪表, 1999, 26(4): 70~72
- [11] Psychogios D C, Ungar L H. A hybrid neural network-first principles approach to process modeling. AIChE Journal, 1992, 38(10): 1499~1511
- [12] Su H T, Bhat N, Minderman P A, Macvoy T J. Integrating neural networks with first principles models for dynamic modeling. 3rd IFAC Symposium, DYCORDER'92, 1992
- [13] Lai X P. Short-term Load Forecasting Using Hybrid Model Neural Networks. Proceedings of the 3rd Asian Control Conference, Shanghai, 2000, July: 2122~2125
- [14] Mastorocostas P A, Theocharis J B, Kiartzis S J, et al. A hybrid fuzzy modeling method for short-term load forecasting. Mathematics and Computers in Simulation, 2000, 51(3): 221~232
- [15] Tao J, Xie SM, Chai Tian Y. An Intelligent Method for BOF Endpoint Phosphorus Estimation. Proceedings of the 3rd Asian Control Conference, Shanghai, 2000, July: 1120~1125

- [16] Dragan Kukolj, Emil Levi. Identification of complex systems based on neural and Takagi-Sugeno fuzzy model. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 272~282
- [17] Arthur Kordon, Guido Smits, Elsa Jordaan, Ed Rightor. Robust soft sensors based on integration of genetic programming, analytical neural networks, and support vector machines. Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation CEC2002, 2002: 896~901
- [18] Yoon Ho Bang, Chang Kyoo Yoo, In-Beum Lee. Nonlinear PLS modeling with fuzzy inference system. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2003, 64(1): 137~155
- [19] Aguiar Helena Cristina, Filho Rubens Maciel. 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
- [20] Eduard Llobet, Jesus Brezmes, Oscar Gualdron, 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
- [21] 曹承志, 鲁木平, 王楠, 等. 基于小波模糊神经网络的DTC系统参数的辨识. 电工技术学报, 2004, 19(6): 18~22
- [22] 傅建中, 陈子辰. 精密机械热动态误差模糊神经网络建模研究. 浙江大学学报, 2004, 38(6): 742~746
- [23] 张秀艳, 徐立本. 基于神经网络集成系统的股市预测模型. 系统工程理论与实践, 2003(9): 67~70
- [24] Hassan Elragal. Improving neural networks prediction using fuzzy-genetic model. National Radio Science Conference, 2004. NRSC 2004. Proceedings of the Twenty-First, 16-18 March 2004, pp: 347~354
- [25] Guang-Zheng Zhang, De-Shuang Huang. Radial basis function neural network optimized by a genetic algorithm for soybean protein sequence residue spatial distance prediction. Evolutionary Computation, 2004. CEC2004. Congress on, Volume: 1, June 19-23, 2004, pp: 1015~1019
- [26] Julio J Valdes, Alan J Barton. Multivariate time series model discovery with wimilarity-based neuro-fuzzy networks and genetic algorithms. Proceedings of

- the International Joint Conference on Neural Networks. Oregon, Portland, 2003, 3: 1945~1950
- [27] Mogilenko A V, Pavlyuchenko D A, Manusov V Z. Development of fuzzy regression models using genetic algorithms. *International Journal of Uncertainty, fuzziness and knowledge-Based Systems*, 2003, 11(4): 429~444
- [28] 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
- [29] 张晓东, 王伟, 王小刚. 选矿过程神经网络粒度软测量方法的研究. *控制理论与应用*, 2000, 19(1): 85~88
- [30] 韩璞, 王东风, 翟永杰. 基于神经网络的火电厂烟气含氧量软测量. *信息与控制*, 2001, 30(2): 189~192
- [31] 李向阳, 李艳, 朱学峰等. 基于模型的模糊推理及其在制浆蒸煮软测量中的应用. *化工自动化及仪表*, 2000, 27(5): 9~13
- [32] 孙强. 精馏过程粗锌液流量自动检测系统的研究与开发: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2002
- [33] 沈雁鸣. 粗汽油干点软测量研究: [硕士学位论文]. 上海: 华东理工大学, 1998
- [34] 刘心岩. 原油常压蒸馏过程预测推断控制研究及应用: [硕士学位论文]. 上海: 华东理工大学, 1998
- [35] 潘永康, 王喜忠. 现代干燥技术. 北京: 化学工业出版社, 1998
- [36] 赵捧, 蒋蔚孙. 一种基于随机搜索的数据校核方法. *浙江大学学报*, 1996, 30: 276~279
- [37] 罗刚, 张堤. 精馏塔软测量建模中数据校正的计算机实现. *计算机测量与控制*, 2004, 12(11): 1025~1027
- [38] Singh S R, Mittal N K, Sen P K. A novel data reconciliation and gross error detection tool for the mineral processing industry. *Minerals Engineering*, 2001, 14(7): 809~814
- [39] 董志军, 王世广. 小波分析及其在化工过程数据校正中的应用. *当代化工*, 2001, 30(3): 173~176
- [40] 孔明放, 陈丙珍, 李博. 数据协调与过失误差侦破的鲁棒估计同步方法. *清华大学学报*, 2000, 40(2): 46~50
- [41] 《铜铅锌冶炼设计参考资料》编写组. 铜铅锌冶炼设计参考资料, 冶金工业出版社, 1978
- [42] 陈希孺, 王松桂. 近代实用回归分析. 南宁: 广西人民出版社, 1984

- [43] 林洪桦. 动态测试数据处理. 北京: 北京理工大学出版社, 1995
- [44] 俞金寿, 刘爱伦, 张克进. 软测量技术及其在石油化工中的应用. 北京: 化学工业出版社, 2000
- [45] Christian H E. Mass Transfer in Wetted-Wall Columns: Correlations at High Reynolds Numbers Chem. Eng. Sci., 1998, 53(3): 495~503
- [46] Harvey A H. Semi empirical Correlation for Henry's Constants over Large Temperature Ranges A.I.Ch.E. Journal, 1999, 54(6): 829~839
- [47] Schmidt S. A New Correlation for the Wall-to-Fluid Mass Transfer in Liquid-Solid Fluidized Beds Chem. Eng.Sci., 1999, 54(6): 829~839
- [48] 郭宝林. 回归分析方法在压缩机故障分析中的应用. 石油化工, 1989, 18(8): 535~538
- [49] Mejdell T, Skogestad S. Estimation of Distillation Compositions from Multiple Temperature Measurements Using Partial-least-squares Regression, Ind. Eng. Chem. Res., 1991, 30(12): 2543~2555
- [50] 张定华. 闪速熔炼气流干燥水份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
- [51] 王京茹, 李平康, 郑宏伟. 主元分析法在火电厂过程控制中的应用. 仪器仪表学报, 2004, 25(4): 1016~1017
- [52] 黄佳, 桂卫华, 张定华. 气流干燥过程水份软测量集成建模研究. 计算机测量与控制(已录用)
- [53] 陈晓方, 桂卫华, 王雅琳, 等. 基于智能集成策略的烧结块残留软测量模型. 控制理论与应用, 2004, 21(1): 75~80
- [54] 陈亚秋. 基于多层前传神经网络的优化组合建模及其应用: [博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2000
- [55] 王亦文, 桂卫华, 王雅琳. 基于最优组合算法的烧结终点集成预测模型. 中国有色金属学报, 2002, 12(1): 191~195
- [56] Johansen T A, Babuska R. Multiobjective identification of Takagi-Sugeno fuzzy models. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11(6): 847~860
- [57] Marjut Ihalainen, Juha Alho, Osmo Kolehmainen, et al. Expert models for bilberry and cowberry yields in Finnish forests. Forest Ecology and Management, 2002, 157(1): 15~22
- [58] 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: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2001
- [59] Shafer G.. A mathematical theory of evidence. Princeton University Press,

1976

- [60] Dempster A P. Upper and low probabilities induced by a mufti-valued mapping
Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38: 325~339
- [61] 吴凯, 何小荣, 陈丙珍. DMS 中人工神经网络的在线训练法. 化工学报,
2001, 52(2): 1068~1071
- [62] 蒋敏伟, 蒋慰孙. 过程控制中提高 DCS 应用水平的途径. 自动化仪表,
1998, 19(10): 1~4
- [63] 陈曦, 姚普光. 工业控制软件的面向对象开发技术. 河北工业大学学报,
1998, 27(2): 107~113
- [64] 希望图书创作室译. Visual C++ 6.0 技术内幕. 北京: 北京希望电子出版
社, 1995
- [65] 王德康, 苏宏业, 褚健. 基于 OPC 技术的先进控制软件设计与研究. 化
工自动化及仪表, 2000, 27(4): 27~30
- [66] 何海江. OPC 客户端关键技术的实现. 微计算机信息, 2003, 19(7): 76~78
- [67] 王恩波. 网络数据库实用教程: SQL Server 2000. 北京: 高等教育出版社,
2004
- [68] 求是科技. Visual C++ 6.0 数据库开发技术与工程实践. 北京: 人民邮电
出版社, 2004

致 谢

值此论文完成之际，我谨向众多给我指导、帮助、关心和鼓励的老师、同学、朋友和家人表示衷心的感谢。

首先感谢我的导师桂卫华教授，课题的研究、设计、调试和论文的撰写都得到了导师的悉心指导。导师渊博的知识、深远的目光、追求创新和卓越的精神将永远激励我奋发进取；导师的教诲将指导我整个未来的科学探索生涯。

衷心感谢阳春华教授，这三年里，阳老师在学习、生活等诸多方面给予了亲切的关怀和热情的帮助。她开阔的视野、忘我的工作精神和奋斗精神给我留下了深刻的印象，这将对我今后的学习生活产生巨大的影响。

感谢喻寿益教授、王雅琳副教授和谢永芳副教授的指导和帮助，他们给我提出了很多宝贵的意见，给我很大的启迪。感谢李勇刚博士后为课题打下了坚实的基础。感谢朱红求博士在学习、生活中的指点，使我受益非浅。感谢贵溪冶炼厂计控车间的有关领导和技术人员的帮助和配合。还要感谢科研室的鄢锋、彭晓波、王凌云、颜青君等同门师兄的帮助。

最后，衷心感谢我的家人、特别是我的哥哥在我漫长的求学生涯中的支持、鼓励和关心。

黄 佳

2007 年 4 月

云麓园

攻读硕士学位期间主要研究成果

参加项目：

1. 国家 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. 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”(2004-2080-17)。

发表论文：

- [1] 黄佳, 桂卫华, 张定华. 气流干燥过程水份软测量集成建模研究. 计算机测量与控制, 2007, 7(已录用)