

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.....闪速熔炼气流干燥水分软测量及

智能优化控制研究

学科、专业.....控制理论与控制工程

研究生姓名.....张定华

导师姓名及

专业技术职称.....桂卫华教授

摘要

气流干燥是利用热气流使精矿悬浮起来进行闪速干燥，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前提，由于沉尘室干精矿的含水率难以在线检测而导致了干精矿水分难稳定。针对这一问题，本文以贵溪冶炼厂三段气流干燥系统作为研究对象，对水分软测量模型做了分析研究，根据现场获取的测量数据，实现了对干精矿水分的在线预测，在此基础上设计开发了气流干燥智能优化控制系统。

论文在对三段气流干燥的工艺机理分析的基础上，根据实际操作情况，选取了 11 个变量作为辅助变量，通过企业内部计算机平台和 DCS 获取了现场工艺数据，利用数据校正技术对所获取的数据进行校正处理，并用主元分析进行降维处理后建立了三层 BP 神经网络模型；通过干燥过程的热传递分析，建立了热平衡模型；基于生产控制专家经验，建立了经验回归模型。三个模型比较研究表明：神经网络模型总体的拟合性好，但由于数据的不完备而导致在某些点上不能正确预报，经验回归模型误差起伏较大且只能在一定范围内进行预报，热平衡模型误差很大，但在工况突变时又比其他两种的预测效果好。根据他们的特点，建立了由这三个模型有机结合的集成模型。试验表明，该模型可行，精度高，能满足工业生产要求。

在实现了水分软测量基础上，结合贵溪冶炼厂现场实际，建立了由氮气和稀释风专家控制和基于软测量的燃油优化控制组成的双反馈控制系统。前者是通过改变窑头含氧率和温度来确保精矿不着火；后者是通过软测量预报的结果，由遗传算法求取最佳燃油量。应用表明，该方案切实可行，取得了良好的效果。

关键词： 软测量，气流干燥，双反馈，智能优化

ABSTRACT

The suspending ore is dried by hot airflow in pneumatic conveying drying quickly. It is one of key procedures in the process of flash smelter. Keeping the moisture content of ore ranging between 0.1% and 0.3% is the precondition of flash smelting process. Because the real time value of the moisture content of ore can not be obtained by use of current methods, the moisture content of ore can not be controlled easily. To solve this problem, the pneumatic conveying drying instrument of GuiXi smelter is choosed as the research object. After investigating the technology of soft sensor, the prediction of moisture content online is implemented based on data sampling from technical field, and the intelligent optimal control system of pneumatic conveying drying is designed.

Eleven process variables are choosed as auxiliary variables based on the analysis of the technique principles of pneumatic conveying drying. The related data are obtained through the internal computing platform and DCS of the enterprise. Because of some errors existing in engineering data, the data are emended by data revision technology. In order to decrease the dimension of variable, the principal component analysis is introduced. Lastly, the BP-NN model of soft sensor is established, and the heat balance model is upbuidled through analyzing the heat transfer mechanism, and the experiential model is erected by summarizing the expert experience. The characters of the three models are analysed respectively, and some conclusions can be drawn as follows: the BP-NN model is exact by and large, but it can not predict in some points; and the experiential model's precision is variety in different points, moreover it can predict only in some range; the heat balance model's precision is lower than other two methods generally, but its effect is better than other two methods while the working environment is mutation quickly. So an intelligent integrated model is established by combination the three models above. The integrated model is tested by industrial practical data, and the results show that the model is feasible and high precision. It meets the requirement of produce.

A dual-feedback system composed of an expert controller for

nitrogen gas and dilute wind and an optimal control system of burning oil based on soft sensor is devised to meet the practice of GuiXi smelter. The former ensures the mine no combusting by changing the oxygen content and temperature in front of rotary-kiln, the latter searches the optimal value of burning oil by genetic algorithm based on the result of soft sensor of moisture content. Practical application indicates that the control system is feasible with good effect.

KEY WORDS pneumatic conveying drying, soft sensor, dual-feedback, intelligent optimal control

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 课题背景及任务	1
1.2 软测量技术	2
1.2.1 软测量的意义	2
1.2.2 软测量模型描述	3
1.2.3 软测量设计步骤	3
1.2.4 软测量研究现状	5
1.3 智能优化控制.....	9
1.4 研究内容及论文结构	10
第二章 气流干燥过程机理分析.....	11
2.1 气流干燥基本原理	11
2.1.1 气流干燥概述	11
2.1.2 气流干燥原理	11
2.2 三段气流干燥工艺简介	12
2.2.1 主要设备介绍	12
2.2.2 干燥过程简介	14
2.3 影响水分因素分析	15
2.4 目前控制现状	16
2.5 小结	17
第三章 基于神经网络水分软测量模型.....	18
3.1 人工神经网络	18
3.2 数据预处理	19
3.2.1 数据校正	19
3.2.2 样本标准化	23
3.2.3 主元分析	24
3.3 BP 网络的优化设计	25
3.3.1 隐含层数及其节点数确定	25
3.3.2 训练次数的确定	26
3.3.3 训练样本的基本要求	26
3.4 神经网络水分软测量模型	27
3.4.1 改进的 BP 神经网络学习算法	27

3.4.2 模型及其仿真计算	28
3.5 小结	30
第四章 气流干燥水分软测量集成模型	31
4.1 热平衡模型	31
4.2 经验回归模型	37
4.2.1 回归分析	37
4.2.2 沉尘室温度与水分经验回归公式	38
4.2.3 回归公式仿真	39
4.3 模型整体框架	39
4.4 模型协调	40
4.5 集成模型的仿真研究	42
4.6 水分软测量模型修正	43
4.6.1 模型修正方法	43
4.6.2 水分软测量模型修正	45
4.7 小结	46
第五章 气流干燥智能优化控制系统	47
5.1 控制方案	47
5.2 氮气与稀释风流量专家系统	48
5.2.1 专家控制器简介	49
5.2.2 氮气和稀释风流量专家控制	50
5.3 燃油量优化控制	53
5.3.1 优化模型	53
5.3.2 优化计算	54
5.4 软件实现及应用	58
5.5 小结	60
第六章 结论与展望	61
6.1 结论	61
6.2 展望	61
参考文献	63
致 谢	67
攻读硕士学位期间主要研究成果	68

第一章 绪论

1.1 课题背景及任务

气流干燥也称闪速干燥,它利用专门加热的气流或废烟气流来使精矿颗粒悬浮起来进行干燥。精矿颗粒被热气流所包裹,固气两相直接充分接触,使精矿中的水分迅速蒸发出来,数秒内就使精矿干燥。

在闪速熔炼过程中,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。如果炉料水分含量过高,炉料中的水分从物料颗粒内部运动到颗粒表面,进而从表面蒸发,这样,炉料在脱水过程中还没来得及与富氧空气反应就已经落入沉淀池内,造成生料堆积,所以一般工艺要求水分率控制在0.3%以下。然而,如果精矿过于干燥(水分含量低于0.1%),则精矿中的硫会在干燥过程中与氧反应,造成精矿的自燃,这不但会损伤设备而且使得干精矿在沉尘室吸潮而结板。因此,控制入炉精矿水分含量有0.1~0.3%之间是稳定闪速熔炼生产的前提。目前,贵溪冶炼厂采用三段(回转窑、鼠笼、气流干燥管)气流干燥方法对精矿进行干燥。干燥过程中,根据多年的生产经验总结出了沉尘室温度与干矿水分含量之间的对应关系来估测干矿水分,并以此为依据来调节燃油量及风矿比^[1,2]这种方法有如下缺点:

- (1) 沉尘室温度与水分含量之间的关系是根据经验总结出来的,存在误差。
- (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) 依据沉尘室温度而估测到的水分含量来调节燃油量及风矿比,存在较大的滞后。
- (4) 依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,本课题的任务是:

- (1) 利用易于获取而且与水分有着密切关系的测量信息,如热风温度、风矿比、沉尘室温度、混气室温度、干燥回转窑尾的温度,构造干矿水分与热风温度、风矿比、沉尘室温度、混气室温度和干燥回转窑尾的温度之间的软测量模型,然后利用计算机软件实现对水分的在线软测量。
- (2) 依据干矿水分软测量结果,及时、准确调节干燥系统中变频风机的转速和烧油量,来保证干矿水分的稳定。
- (3) 在保证精矿稳定的前提下,建立智能优化模型,通过调整燃烧风机、风

矿比等工艺参数, 实现燃料使用最少的优化目标。

1.2 软测量技术

由于技术或经济的原因, 在许多工业控制场合, 存在着一大类: 它们目前尚难以或无法通过传感器进行检测, 但同时又是需要加以严格控制的、与产品质量密切相关的重要过程参数变量。近年来, 为解决该类变量的估计和控制, 软测量技术受到了广泛关注。

1.2.1 软测量的意义

随着全球竞争的日趋激烈, 现代复杂工业过程对优化控制、运行可靠性、节能增效等要求不断提高。为了适应这种状况, 各种测量要求也日益增多。现代过程检测的内涵和外延较之以往均有了很大的深化和拓展。这主要表现在两个方面^[3~6]:

- (1) 仅获取流量、温度、压力等常规过程参数的检测信息已不能满足工艺操作和控制的要求, 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信息; 同时对于复杂的大型工业过程, 还需要获知反映过程二维甚至三维的时空分布信息。
- (2) 仪表测量的精度要求越来越高, 测量从静态或稳态向动态测量发展, 在许多应用场合还需要综合运用所获得的各种过程检测信息, 才能实现有效的过程控制、对生产过程或测量系统进行故障诊断、状态监测等。

由于控制系统越来越复杂, 传统控制算法如 PID 算法在很多情况下难以实现对系统的最优控制^[7]。为此, 人们提出了许多先进的控制算法^[8~9]。要将先进控制算法应用于实际生产中, 首先必须有效地获取反应生产过程的信息, 由于过程检测技术发展水平的限制, 导致了許多先进的控制算法只能停留在理论研究上, 难以应用于工业实际中。许多工业生产系统也无法依靠故障诊断和状态监测等措施来提高系统运行的安全性和可靠性。因此, 目前复杂工业过程控制的当务之急就是提高过程检测水平。

解决工业过程测量问题的传统方法是研制新型的过程检测仪表。然而, 一般来说, 研制新型检测仪表成本高、研制周期长, 且针对性非常明确, 测量对象、范围和功能都受到一定的限制; 甚至在很多情况下, 由于技术水平的限制, 研制新型检测仪表是不可能实现的。因此, 有必要寻求一种间接测量的思想, 即利用易于获取的其他测量信息, 通过计算来实现被检测量的估计。近年来在过程控制和检测领域涌现出的软测量技术正是这一思想的集中体现。

软测量技术也称软仪表技术, 它是根据某些最优准则, 选择一组在工业上容

易检测而且与待测变量(常称为主导变量)有密切关系的辅助变量(如工业过程中容易获取的压力、温度、液位等过程参数),通过构造主导变量与辅助变量之间的数学关系(软测量模型),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。软测量是一门综合性技术,是多学科交叉的实用性技术。它以可靠性理论、信息论、控制论及系统论为理论基础,以现代测试仪器和计算机为技术手段,结合实际对象的特殊规律逐步形成的一门新技术。软测量以目前可以获取的测量信息为基础,其核心是用计算机语言编制的各种软件,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、灵活性和成本等各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^[4]。

1.2.2 软测量模型描述

软测量模型的基本思想是根据某种最优准则,选择一种既与主导变量有密切关系又容易测量的变量,通过构造某种数学关系,来估计主导变量。如图 1.1 所示的过程对象输入输出关系。

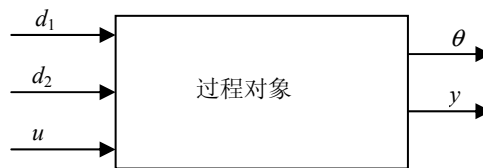


图 1.1 过程对象的输入输出关系

图中的 y 表示难测的主导变量； d_1 表示可测的干扰变量； d_2 表示不可测的干扰变量； u 表示可测的控制变量； θ 表示可测的被控变量。难测的主导变量的估计值可以表达为：

$$\hat{y} = f(x)$$

式中的 x 为可测的辅助变量,而且 $x \subseteq (d_1, u, \theta)$ 。

1.2.3 软测量设计步骤

软测量方法的实现离不开有效的设计程序,软测量本身就是一种软件设计方法,它必定需要一套具体的实施步骤。良好的开发程序能够使它达到非常好的效果。

(1) 机理分析及辅助变量选择

首先熟悉工艺过程,结合具体的数据记录,通过仔细机理分析,选择辅助变量。在此阶段,一旦明确了软测量的任务之后,就必须基于具体工艺过程,了解软测量的对象和整个装置其他变量之间的相关程度,既要熟悉影响关键变量的干

扰因素和控制变量,也要求找到与关键输出具有很好关联性的其它输出变量。辅助变量的选择包括变量的类型、变量数量和检测点的选择。值得注意的是必须认真地分析各变量的可观性和可控性以及各变量的测量难易程度、精度等级、实施的经济性和维护的难易性等指标,从影响被估计变量的变量中去挑选主要因素。这一步骤是非常重要的,它关系到所建模型的好坏程度和合理性问题.合理的选择辅助变量可以使所建模型结构简单、精度高、稳定性好。

(2)数据采集及预处理

从现场采集的大量数据之中,固然包含着大量的信息,但由于所得数据受到各种因素的影响,如仪表精度、测量噪声、测量方法、人为因素、环境变化以及其它随机因素等,难免会引入粗大误差、随机误差等干扰样本点,这对模型的建立极为不利,很大程度上影响到软测量模型的拟合和预测能力。因此必须很好地处理搜集来的原始数据。数据处理一般包括数据变换和数据校正。然后进行建模前的准备工作(数据的归一化处理、相关性分析、主元分析等)^[10~12]。

数据的归一化处理是非常必要的,归一化主要是规定数据信号的频域范围,它可避免模型系统的振荡,可很好地改善软测量模型拟合和预估的精度,使算法运行稳定。相关性分析主要是找到各辅助变量与关键输出的相关程度,这样就能在建模过程中逐一删除相关性小的变量,使得在不影响模型精度的情况下,模型更加简单。

(3)建立软测量模型

此阶段是根据处理好的样本数据,对被控系统的结构参数、模型参数进行估计。此时应将处理后的数据分为两组,一组为建模数据,另一组为交叉检验数据。值得注意的是要尽量使得建模数据处在较大的频域范围内,这样可以增强模型的泛化能力。对建模数据分别进行建模处理,然后用交叉检验数据进行校验,根据交叉检验结果以及装置的计算能力确定模型结构和模型参数。

(4)模型的校正处理

软测量模型建立好以后,该模型只是针对具体的工况,它的应用范围是非常狭窄的,若不进行校正模块的设计,是很难满足工艺变化要求的。因为一旦生产原料性质、产品品质需求以及其它诸多因素发生变化,整个工作点就会相应的发生改变,从而偏离原先的操作点,这样原来的模型就不适应改变后的情况,此时必然会导致很大的输出误差,很难满足控制要求。因此必须设计校正方法来克服由于系统操作条件或原料性质的变化而带来的影响,使得模型在新的工况下也能具有很好的精度,这样就能使之能工作在较宽的操作区间。软测量的校正可分为短期校正和长期校正,短期校正一般采用在线校正方法,而长期校正可采用离线校正法^[13]。

(5)模型的计算机实现及评估

模型建立完成以后,需要将其运用于实际装置上,以达到控制目标。实现这一步骤,需要进行软件编程,以嵌入装置中,并将各参数和评价指标显示于操作界面。软测量模型建立的好坏可根据一定的指标进行评价,以确定该模型的使用可靠性。通过一段时间的使用,基于对实测值和模型估计值的比较,评价该模型是否满足工艺要求。如果所得的模型不能满足生产,则需要改进模型,重新建立模型^[4]。

1.2.4 软测量研究现状

通过对辅助变量的检测来实现对主导变量的间接估计是软测量的基本思想。应该说,这其实是一种很古老的思想,早就在潜移默化中得到了广泛的应用。从古代人们利用流沙来计量时间,到现代工程技术人员采用体积式流量计结合温度、压力等补偿信号,通过计算来实现气体质量流量的在线测量,都是软测量基本思想的具体体现。

尽管人类早就在实践中应用了软测量的基本思想,但是软测量作为一个概括性的科学术语是在上世纪 80 年代中后期提出来的。由于工业过程的实际需求,软测量技术迎来了一个发展的黄金时期。1992 年,国际自控联(IFAC)应用委员会化工过程组起草了一份名为“Contemplative Stance for Chemical Process Control”的 IFAC 报告^[14],报告中,过程控制专家 Mcacvoy 以提高过程控制技术基础和扫除技术故障,最终实现商业应用为目标,提出了 7 项技术前沿,其中软测量技术列在首位,这对软测量技术的研究起了很大的促进作用。

软测量已成为过程控制领域的研究热点和主要发展趋势之一。目前,人们对软测量技术的研究主要集中在两个方面:建立软测量模型的方法的研究和软测量技术在过程控制中的应用研究。

1 建立软测量模型的方法的研究

建立软测量的模型的方法很多,根据人们对过程的认识程度可以分为机理模型方法、基于数据驱动的建模方法以及机理与数据相结合的混合建模方法。下面分别对这三种方法简单介绍。

1) 机理建模方法

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

与其它方法建立的模型相比,机理模型的可解释性强、外推性能最好,是最理想的软测量模型。但是机理模型也有其不足的地方,第一个不足之处是模型的

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

2) 基于数据驱动建模的方法

对于机理模型不清楚的对象,可以采用基于数据驱动的建模方法建立软测量模型,该方法从历史的输入输出数据中提取有用信息,构造主导变量和辅助变量之间的数学关系。该方法无须了解太多的过程知识,是一种通用的软测量建模方法。根据对象是否存在非线性,该建模方法又可以分为线性回归方法、神经网络方法、模糊建模方法等。

① 线性回归方法

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

② 神经网络方法

神经网络是利用计算机模拟人脑结构和功能的一门新学科,是当前工业领域备受关注的研究热点之一。它无需具备对象的先验知识,而根据对象的输入输出数据直接建模,在解决高度非线性和严重不确定性系统控制方面具有巨大的潜力。对于一些机理尚不清楚,而且非线性严重的系统,通常用人工神经网络来建立软测量模型:将过程中易测量的辅助变量作为神经网络的输入,将主导变量作为神经网络的输出,通过网络学习来解决主导变量的软测量问题^[15]。

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

③ 模糊建模方法

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

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

3) 集成建模方法

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

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

多年来,国内外许多学者在智能集成建模方面做了大量的研究工作,并取得了显著的研究成果^[16~20]。文献[16]将智能集成建模进行了详细的论述,提出了基于经验机理模型和 ASDNN 的烧结块铅锌成分智能集成模型,取得了理想效果;文献[17]针对多传感器系统难以选择模型输入变量的问题,提出了一种级联遗传算法,该算法克服了传统遗传算法不能剔除不相关变量的缺点,因此能非常的合理选择输入变量。在此基础上,建立了 Fuzzy-ARTMAP 神经网络模型,并应用于气体传感器组多种成分的预测问题,取得了理想的效果;文献[18]将一种混合模糊建模方法用于希腊电力系统短期负荷预报,该方法基于最小二乘法建立模糊模型,再利用约束优化算法进行参数学习,实际数据验证了方法能达到满意的精度;文献[19]比较了三种用于预测纸浆 kappa 值的模型:确定性模型、神经网络模型及这综合两种模型的集成模型,结果表明集成模型具有更高的预测精度并能缩短训练时间。总之,智能集成建模是解决复杂工业过程建模的最有效的方法之一,也是软测量建模技术发展的必然趋势。

2 软测量技术在过程控制中的应用

软测量的最终目的并不仅仅是实现对某些过程参数的检测,而是要利用检测到的参数来实现对生产过程的优化控制。美国的 Brosilow C 等人在 1978 年提出的推断控制策略的基本思路就是利用容易获得的一些过程变量,如温度、压力、流量等测量信息,来推断难以直接测量或测量滞后太大的关键过程变量,从而实现对这些关键变量的间接控制,以改善控制品质^[21]。推断控制策略至今仍视为软测量技术在过程控制中应用的一个范例,被用于很多实际生产中^[22,23]。

推断控制的基本原理可以用图 1-2 来描述。 Y_r 、 Y' 、 Y 、 U 分别为期望的输出值、软仪表测量值、实际输出值和控制量,由于 Y 不能直接检测,采用软仪表的输出值来代替实际出值作为反馈信号。在这种框架下,如果软仪表能达到一定的精度,能够代替硬件仪表实现某种参数的测量,那么软仪表就能够与几乎所有的反馈控制算法结合,构成基于软仪表的控制。更为重要的是软测量技术可以解决高级过程控制实际应用中的测量问题。越高层次的过程控制越是需要关于过程的更多的和更深层的信息,而软仪表可直接为高级过程控制提供被控变量和其他过程信息,从而构成基于软仪表的高级过程控制。

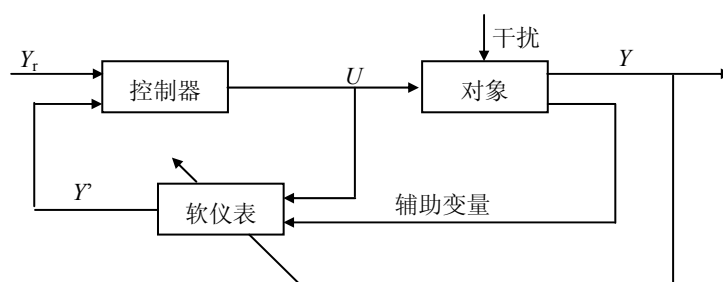


图 1-2 推断控制系统

经过近 20 年的发展,软测量技术不仅在建模理论研究上取得了辉煌的成绩,在实际应用中也获得了巨大的成功,并开发出了大量实用的软测量软件包。为社会和企业带来了巨大的经济效益。

国外有 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。例如:测得 10%、50%、90%和最终的 ASTM 沸点、闪点、倾点、粘点和雷得蒸汽压等,这些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。

国外许多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,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。例如:火电厂烟气含氧量的软测量^[24];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^[25];锌精馏塔中粗锌液流量的测量^[26];基于智能集成的苛性比值与熔出率软测量^[13]。

总的说来,软测量作为一种新型的过程参数检测技术,为解决复杂工业过程参数的检测问题提供了一条有效的途径。上世纪末,软测量技术在理论研究和实际应用两方面都取得了令人瞩目的成果,展示了良好的工业应用前景。毫无疑问,软测量技术不仅现在是研究热点,也必将成为未来过程控制和过程检测领域的一个重要研究方向。但同时也应该看到,软测量毕竟是一门新技术,研究时间还不是很长,发展也不够成熟,且涉及的内容非常广,尚有许多问题有待进一步的深入研究。

1.3 智能优化控制

智能控制是驱动智能机器自主地实现其目标地过程,或者说智能控制是一类无需人干预就能够独立自主地驱动智能机器实现其目标的自动控制。譬如模糊推理和专家系统从行为上模拟人的逻辑思维、推理和决策过程;神经网络从机理上模拟人的神经网络的抑制、兴奋和冲动过程。正式由于这种研究基点的准确,才能使智能控制技术在几十年不同寻常的过程中,在众多领域和学科取得令世人瞩目的成绩。模糊系统基于模糊语言描述的产生式规则。专家系统基于知识和经验产生启发式规则。神经网络控制基于蕴涵某种函数关系的网路结构,这些非解析性方法使其在过程建模、优化和控制中,表现出不同于传统控制的优势^[27]。

优化控制分为稳态优化控制和动态优化控制两种。稳态优化控制是指调整各控制器的设定值,使某种与经济效益直接挂钩的目标函数为最优的控制方法;动态优化控制是指调整控制规律及控制器参数,使得与过渡过程品质有关的目标函数为最优的控制方法。目前工业生产过程最期待解决的是生产过程的稳态优化控制,这里简称优化控制。优化控制包括在线和离线两种。离线优化是指利用各种建模、优化方法在约束条件下求解最优的工艺生产参数,提供操作指导。这是目前用的最多的一类优化。在线优化则是利用计算机自动周期地完成模型计算、模型修正和参数寻优,并将最优参数值直接送到控制器作为设定值,因能以一种动态的方法处理稳态优化问题,使参数优化得到及时的修正,可取得更好的效益。

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

1.4 研究内容及论文结构

本论文针对闪速熔炼气流干燥过程水分难测量、难稳定问题，深入研究了基于智能集成模型的水分软测量技术和气流干燥系统智能优化控制技术。课题受国家发改委项目“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”的第二个子项“气流干燥水分软测量与智能优化控制系统”的资助。本论文以工程实际应用为背景，注重理论与实际的结合，在软测量技术和智能优化进行了较全面的研究，对其他对象的工业过程的软测量及智能优化控制也具有一定的参考价值。

本论文总共分为五个大的部分，分六章进行论述。绪论为第一章，主要对课题研究的背景和任务，软测量技术的意义、模型描述、设计步骤和国内外研究现状进行了介绍。第二章对气流干燥过程的工艺过程、主要设备和影响干精矿水分的因素进行了分析。第三章和第四章是本章的第三部分，主要对水分软测量模型进行了详细研究。第三章主要介绍了数据处理和 BP 神经网络水分软测量模型，并分析了神经网络模型的优缺点。紧接着第四章介绍分析了热平衡模型、经验回归模型及其优缺点，并得到由这三种模型组合得到的智能集成水分软测量模型，并对其做了分析研究。第五章结合现场实际，详细介绍了由氮气和稀释风流量专家控制和基于水分软测量的燃油优化控制组成的干燥优化控制系统。第六章为最后部分，对课题的研究进行了全面总结，并对后续工作进行了探讨和展望。

第二章 气流干燥过程机理分析

2.1 气流干燥基本原理

2.1.1 气流干燥概述

供热能使固体物料中水分汽化，随之被气流带走的过程称之为干燥。固体含水物料即为被干燥物料，气体称为干燥介质。在干燥过程中，水分要从固体内部扩散到表面，从表面借热能气化而致气相中，因此干燥属于传质过程。

按照热能传给湿料的方式，干燥过程可分为对流干燥、传导干燥、辐射干燥和介电加热干燥等。气流干燥是对流干燥的一种，就是热能以对流的方式由热空气传给与其直接接触的湿物料，作为干燥介质的热空气既是载热体又是载湿体。三段气流干燥的优点有：干燥过程温度低，时间短，很少发生精矿氧化脱硫现象，有利于大气环境保护；排烟温度低，热效率高；系统负压操作，粉尘少；过程还比较容易实现控制；可兼作干燥矿的垂直提升设备。其缺点是动力消耗大，约为圆筒干燥的 1.5~2.5 倍。此外，鼠笼打碎机由于高速旋转，转子易磨损，检修工程量大。

2.1.2 气流干燥原理

在气流干燥过程中，水分从固体物料内部向表面移动，再从物料表面向干燥介质中汽化，其干燥速度不仅取决于空气的性质，也取决于物料中所含水分的状态。湿物料中的平衡水分（湿物料与有一定温度和相对湿度的干燥介质接触时所能除去水分的极限值）在预干燥过程中无法除去，只有物料的自由水分（物料所含的大于平衡水分的水分）才可以除去。而物料中的结合水难于除去，非结合水较容易除去。

当超过平衡水分的湿物料与未饱和的热空气接触时，虽然在开始时水分是均匀分布在物料中，但由于湿物料表面水分的汽化，形成物料内部与表面的温度差，于是物料内部的水分借助扩散作用向表面移动，并在表面汽化，由于干燥介质连续不断地将此汽化的水分带走，从而达到使固体物料干燥的目的。

在气流干燥过程中，干燥速率分恒速和降速两个阶段。在恒速阶段，由于物料内部大孔隙中非结合水分容易移动到表面，使物料表面全部被水所湿润，具有自由水分的汽化物性，因而干燥速率取决于表面汽化的速率。在降速阶段，物料

内部的水分向表面迁移的速率低于物料表面水分的汽化速率,随着干燥过程的进行,全部干燥物料表面已经不为水所饱和,汽化面移向固体内部,物料表面湿润面积不断缩小,由于干燥介质传热给湿物料的热量大于水分汽化所需要的热量,物料表面的温度逐步上升接近于气体温度。

2.2 三段气流干燥工艺简介

干燥系统是闪速熔炼的准备工序,其干燥的目的是将预干燥后的精矿的含水量由 8~10%下降到 0.1~0.3%。贵溪冶炼厂目前的气流干燥能力为 140t/h。

2.2.1 主要设备介绍

三段气流干燥中的 3 个主要设备是:回转窑干燥机、鼠笼打碎机、气流干燥管。

(1) 回转窑干燥机

设置回转窑干燥机的目的就是为了保证进入鼠笼打碎机的物料水分低于 7% 左右,以避免鼠笼打碎机容易发生精矿粘结、电机过载、烟气阻力增大、转子磨损加剧等故障。

回转窑的图实例见图 2-1。

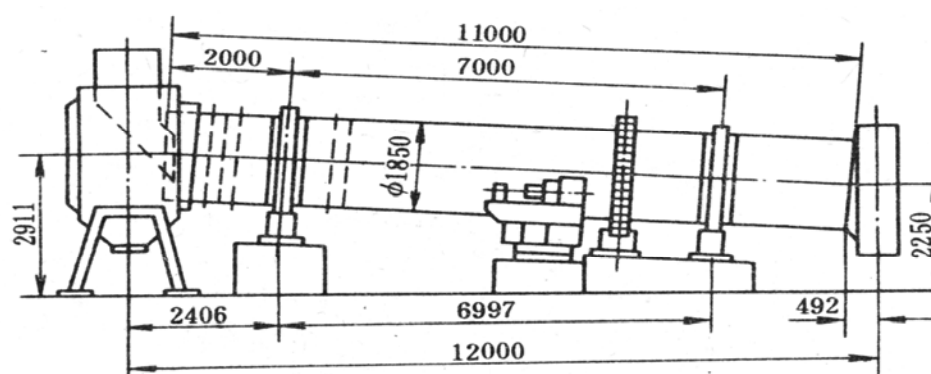


图 2-1 贵冶回转窑干燥机简图

其特点是窑内烟气流速高达 13~15m/s,而一般的圆筒干燥机仅为 2~3 m/s,因此它的干燥强度高达 80kg/(m³·h)以上。其次是设备的尺寸较小,贵冶采用的回转窑为 $\phi 1.85 \times 11\text{m}$,顺流式,倾斜度为 6%。内筒为 6mm 的不锈钢板制造,外筒为 16mm 普通钢板造,中间的间隙为 6mm。进料端设一段高为 150mm、长 1300mm 直线型举升式扬料板,沿筒周围设有 6 个。中间设有 6 段高 200mm、长 1000mm 直线型举升式扬料板,沿周围布置 10 个。尾部设有 3 段高 200mm、长 108mm 湾钩型举升式扬料板,沿周围布置 12 个。驱动装置采用直流电机,调速范围为 2~8 r/min,常用转速 4r/min.功率 45kw。筒窑前设有 5 圈振打锤,每圈布置 10

个。

(2) 鼠笼打碎机

笼打碎机和回转窑干燥机排料端直接相连,其作用在于进一步干燥精矿并同时可能存在的颗粒或者结团打散,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。贵冶鼠笼打碎机如下图 2-2。改机转子转速为 250~300r/min,线速度达 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 10-20d 即需焊补一次,因此设置有轨道式转子移出装置。

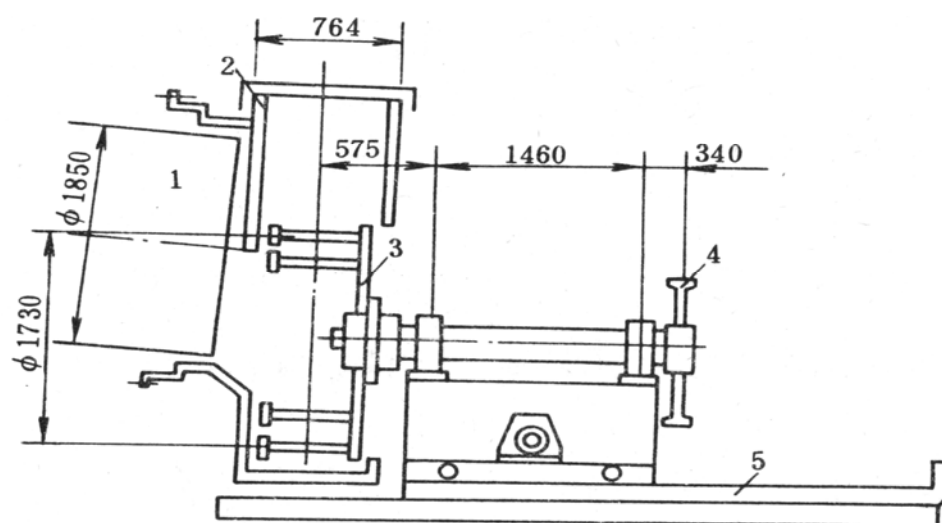


图 2-2 贵冶鼠笼打碎机简图

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

在鼠笼打散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。鼠笼打散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。贵冶的鼠笼打散机容积为 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 110kw,转子移出电机 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存干物料输送要求的高度。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,以利保温,防止水蒸气液化。贵冶气流干燥管见图 2-3。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。

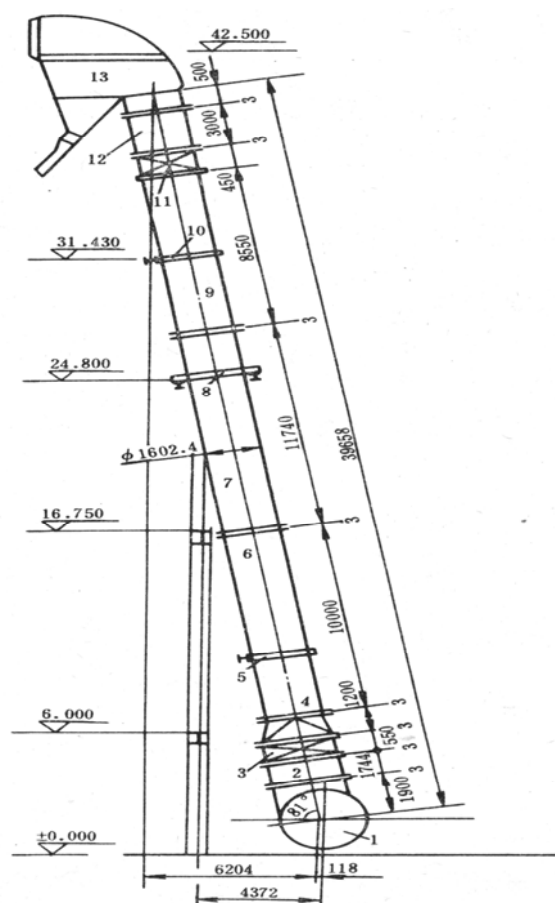


图 2-3 贵冶气流干燥管简图

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

2.2.2 干燥过程简介

粉末或者颗粒的铜精矿在具体一定的气流中呈悬浮运动状态，具有良好的传热和传质条件，在较低的温度下迅速完成铜精矿的脱水过程。气流三段式干燥系统整体结构如图 2-4 所示，精矿依次经过回转窑、鼠笼和气流干燥管。其中干燥回转窑是这个系统中的关键设备，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，再通过鼠笼打散机和气流干燥管干燥。鼠笼破碎机是把精矿中的块矿破碎，鼠笼打散机把来自回转窑的精矿的块矿破碎，增大气固的接触面积而进行干燥。也有利于下一步气流输送管的输送和干燥^[28]。

在闪速炉高投料量的情况下，热风炉是精矿干燥的最主要的热源，为干燥提供高热气体流。在贵冶热风炉热量的来源是通过燃烧重油，生成热烟气和稀释风组成一定温度的热气流。热风炉配有能力 50~300L/H 和能力为 300~800L/H 的大烧嘴各一支。同时根据烧油量来匹配相应的燃烧风。烧嘴油量调节原则是：在废

烟尽量引入的前提下,调节烧油以补充干燥不足的热量。窑中烟气温度可以通过调节稀释风和烧油量来控制。混气室是热风炉产热风与过热器、再热器、阳极炉及电炉废烟充分混合,形成一种较均匀的气流进入三段干燥系统。

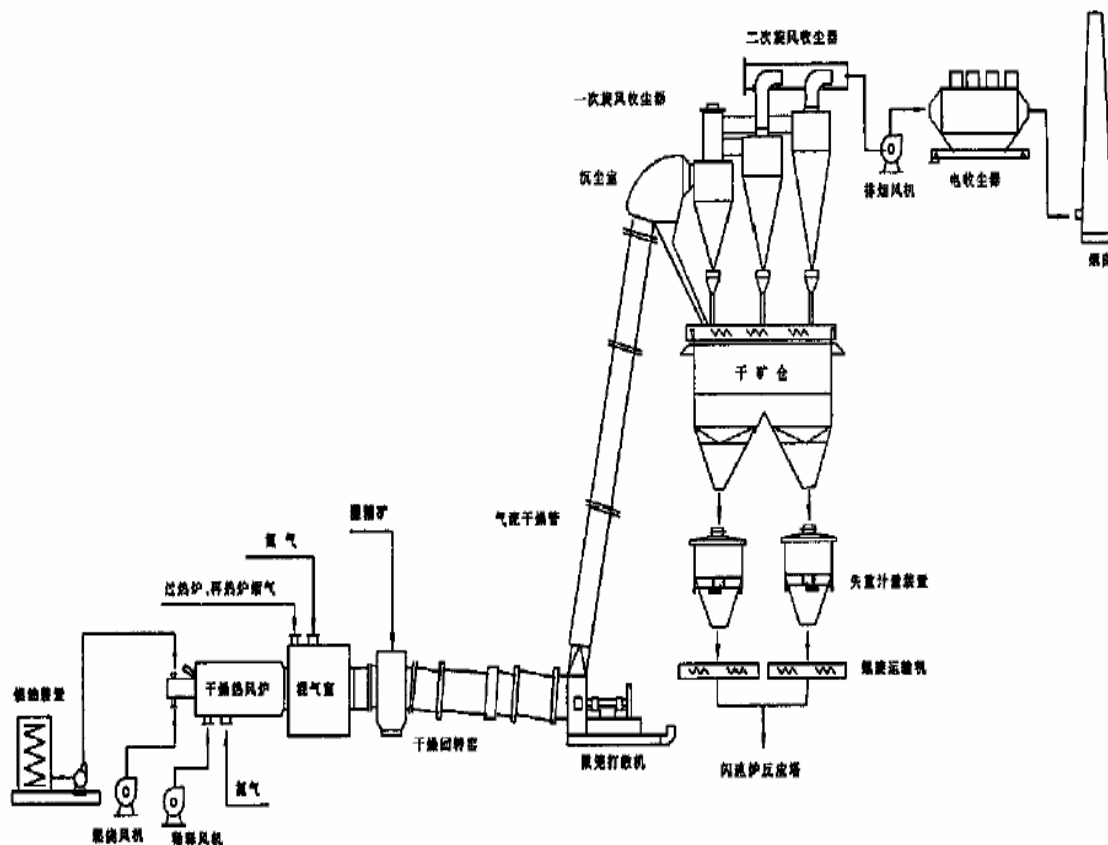


图 2-4 三段气流干燥系统

回转窑和鼠笼破碎机是三段气流干燥的第一、第二段。精矿在这两段的脱水率达 70~80%。精矿在前半段停留的时间短,所脱水分中大部分是在后半段完成的。鼠笼打碎机就是来自回转窑的精矿破碎,在破碎的同时进行有力干燥。

沉尘室和两段旋风收尘器是三段气流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待用。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。

干燥系统中分别给热风炉的夹套内和混气室内加入氮气是控制烟气中氧的浓度使精矿处于低氧烟气中而不易燃烧。

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%。

2.3 影响水分因素分析

精矿在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,所以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分的因素。影响热传递的因素很明显与燃油量、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、整个系统的损失热、精矿量及其含水率、沉尘室尾气温度有关。影响精矿输送的因素是系统负压、回转窑的转速,但由于在贵冶回转窑一直处于满速运行,所以只考虑系统负压。

在热传递过程中,精矿量和矿含水率决定了需要干燥的水分量;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,由此可以得到最后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。

影响精矿运输的机内负压是干燥系统中这是一个很关键的参数。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,负压的控制是考虑了以下两个因素。第一,物料干燥过程中,水分的蒸发需要有足够的气体作为水分的载体将其带出,气量不足时,即使温度再高也难以保证炉料的合理水分率,所以影响干燥效果。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,影响热的传递,但是系统负压过大会使各设备的内衬磨损加快等不利影响。系统负压还与固相浓度有关,为了满足精矿含水率和气流运输的需要,应该有一个合理的固浓度——风矿比(风量对于干物料量之比)。通常的风矿比为 $1000\sim1200\text{m}^3/\text{t}$,干燥负荷大时取 $10000\text{m}^3/\text{t}$,负荷小时取 $1200\text{m}^3/\text{t}$ 。在满足风矿比的前提下,控制合适的系统负压,以便把从热源来的烟气和吸入的大量漏风排除,并且提升精矿。

因此,可以作为水分软测量的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、精矿量及其含水率、沉尘室尾气温度和系统负压。除此之外,还有一些与干精矿含水率有着密切关系,能反应水分变化的因素有干燥系统的一些过程参数,现在贵冶可测的有热风炉温度、回转窑头温度、回转窑尾温度,这些都是水分有着密切联系,也可以作为软测量的辅助变量。

2.4 目前控制现状

在贵冶,由于对干精矿的水分含量是采用离线化验的方式进行检测的,周期为 8 小时,不能及时反馈信息来调节各参数,而只能按照经验来控制。经过长期的摸索总结,得到沉尘室温度不仅是标志尾气排空的温度,还与干精矿的水分有以下的关系:系统稳定运行时,将沉尘室的温度控制在 80 度左右,就可以将干矿水分率控制在 0.3%左右。所以,目前现场通过检测沉尘室的温度来估测干矿

的含水率。但是沉尘室温度又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 度，而干矿的水分不能达到要求，导致这一结果的除了沉尘室测温有故障外，还有可能是由于风矿比偏小，在气流干燥中无足够的空气来携带从精矿中脱除的水分。

2.5 小结

本章主要阐述了气流干燥的原理，详细介绍了三段气流干燥的主要设备及其气流干燥过程，分析了影响干燥过程的因素及其之间的关系，结合目前的控制状况，指出其不足，这为后面软测量模型辅助变量的选择提供了依据。

第三章 基于神经网络水分软测量模型

3.1 人工神经网络

人工神经网络是在人类对其大脑神经网络认识理解的基础上人工构造的能够实现某种功能的神经网络。它是理论化的人脑神经网络的数学模型，是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统，实际上是由大量简单元件相互连接而成的复杂网络，具有高度的非线性，能够进行复杂的逻辑操作和非线性关系实现的系统^[29]。

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：

- (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。

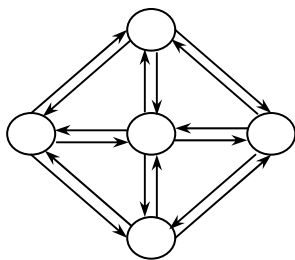


图 3-1(a) 相互结合型结构

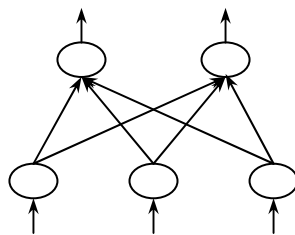


图 3-1(b) 层状结构

人工神经网络吸取了生物神经网络的许多优点，其特点如下：

(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^[29~35]。本文采用的是最有代表性的 BP 模型。

3.2 数据预处理

神经网络作为一个“黑箱”的模型辨识方法,从本质上讲是一个经验型的“模式分类器”。它通过对样本集(在此即为现场生产数据集)进行教师学习或无教师学习,提取样本的特征来进行分类。因此,样本的品质对神经网络模型的性能有很大的影响。如果能在进行网络学习前,对采集的样本进行校正、标准化、变量空间的降维等处理,使得样本具有很强的特征性,则可大大提高网络的学习能力和推广能力。为此,在对模型进行训练前,必须对模型学习样本进行预处理。

3.2.1 数据校正

在软测量建模所用的数据中,包括测量数据和分析数据。测量数据通过安装在工业现场的传感器、变送器等仪表获取,受仪表精度、测量方法和生产环境的有限影响,不可避免会产生误差。误差分为两种类型,一种为显著误差,另一种为随机误差。分析数据就是通过化验或在线分析仪得到的,这难免引入误差数据,形成异常数据。如果对这些数据不加处理而直接用于软测量建模,不但得不到准确的主导变量估计值,还可能误导操作,引起生产波动,甚至导致生产过程的失败,因此可靠精确的测量数据是软测量的基础^[11]。

图 3-2 显示了易测变量数据预处理过程,包括显著误差的处理、随机误差和异常数据的处理三部分。

I、显著误差的处理

显著误差包括常规测量仪表的偏差和故障(如堵塞、校准不准确、零点漂移甚至仪表失灵等),以及不完全或不正确的过程模型(泄漏、热损失等不确定因素影响)。

虽然显著误差出现的机率较小,但显著误差的存在可能会严重破坏数据的统计性质,进而导致软测量模型的失败。因此及时侦测、剔除或校正含有显著误差的数据是提高测量数据质量的关键。侦测显著误差可以从多个方面着手进行:

- (1) 从理论上分析各种可能产生显著误差的因素并进行相应的处理。
- (2) 借助于多种测量手段对同一过程变量进行测量,然后进行比较。

(3) 根据测量数据的统计特性进行检验。

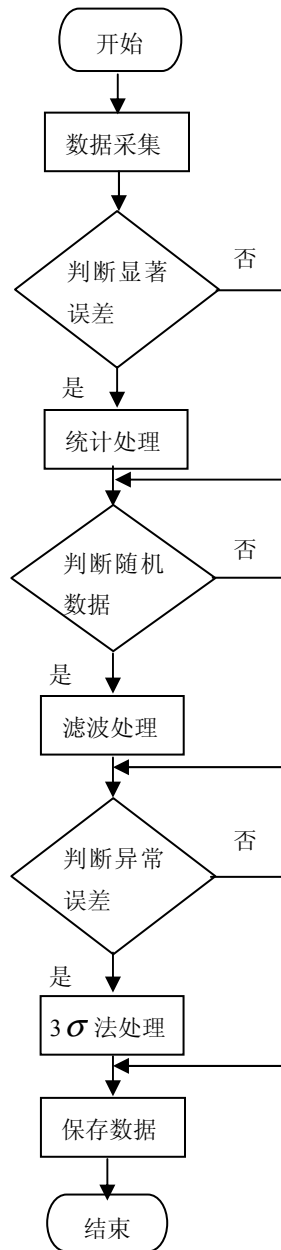


图 3-2 数据误差处理流程图

其中最常用的方法是统计法。设过程的测量模型表示为：

$$y = x + w + g \quad (3-1)$$

其中 w 代表随机误差向量， g 代表显著误差向量。考虑最简单的线性约束情况，若显著误差不存在，则测量系统满足 $Ay = 0$ ，若显著误差存在，该条件不能满足，因此可以利用 Ay 的值偏离零的程度来表示显著误差的影响，即定义约束残差为：

$$r = Ay \quad (3-2)$$

基于误差显著性水平的统计假设检验法，其相应两种假设分别为：

1) 零假设 H_0 ：不存在显著误差，即 $E(e) = 0$ ；

2) 备择假设 H_1 : 存在一个或多个显著误差, 即 $E(e) \neq 0$ 。

检测的过程是: 根据残差确定相应的统计量, 在一定的显著性水平下, 根据统计量的值, 针对零假设 H_0 做出肯定或否定的判断。根据统计量的不同, 检测方法主要包括整体检验法、约束检验法或节点检验法、组合识别法等。

(1) 整体检验法: 当 H_0 成立时, $E(r) = 0$, r 的方差为 $V = AQA^T$, 建立统计量 $z = r^T V^{-1} r$, 可知 z 满足自由度为 k 的 χ^2 分布, 其中 k 是行满秩矩阵的 A 秩。选取合适的显著性水平 α , 若 $|z| > \chi^2_{\alpha}(k)$ 则说明存在显著误差。该方法将所有的约束作为一个整体处理, 只能识别显著误差的存在而不能判断其具体来源, 因而称作整体检验法。对于含有较多测量数据、约束方程较多、而仅有少数测量数据中含有显著误差的情况, 由于这些显著误差对统计量的影响不大而使得整体检验法的效果不够理想, 即功效不高。

(2) 约束检验法: 其基本思想是对每个节点进行约束残差统计量的假设检验, 判断节点平衡状态进而判断显著误差是否存在。对于第 i 个节点, 约束残差为 $r_i = Ay_i$, r 的方差为 $V = AQA^T$, 建立统计量 $z_i = r_i / \sqrt{v_{ii}}$ 知 z_i 服从标准的正态分布 $N(0,1)$ 。当判断出节点不平衡时, 由于相应于每一个节点可能有多个流与之相连, 因此节点检验法不能确定误差的具体来源, 需要有单独的识别方法来进行误差来源的判断。除此之外, 该方法假设在节点合并及系统简化过程中没有显著误差的抵消, 而在实际应用中, 比较大的、具有相反符号的误差可以相互抵消, 因而在该节点上表现为微弱的不平衡。忽略这样的节点会遗漏显著误差(甚至可能非常明显)的检测, 因而具有较低的功效和误差去除比。

(3) 组合识别法的基本思想也是通过对节点平衡状态进行考察, 从中找出不平衡节点, 残差的选择以及统计量的生成和节点检验法一致。然而, 组合识别法不做任何节点合并的步骤, 当判断出某个节点为不平衡节点时, 通过和与该节点相连的流形成的组合进行匹配的方式来确定显著误差的分布情况。

II、随机误差的处理

随机误差受随机因素的影响, 大多被假设成是零均值正态分布的噪声。为了尽可能消除这些随机噪声, 保留真实信号, 可以采用数字滤波的方法或数据协调方法。数字滤波常用的方法有均值滤波、滑动均值滤波、指数加权滑动均值滤波和一阶低通滤波等。数据协调方法是近年来提出的消除随机误差的新方法, 该方法根据物料平衡和能量平衡等方程建立起来的精确的数据模型, 以估计值与测量值的方差最小为目标, 构造一个估计模型, 为测量数据提供一个最优估计, 以及时准确地检测误差的存在, 进而剔除或补偿其影响。实际上, 数字滤波方法是从时间的角度对含噪数据进行处理, 而数据协调方法是从空间上来消除随机误差。数字滤波方法已经比较成熟, 而数据协调方法仍然是理论研究居多。

数值滤波中最常用的是算术平均滤波，它是将一段时间(如半小时，一小时) 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(3-4)所示：

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

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。

随着对数据精确度要求的不断提高，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。

在应用最小二乘类目标函数的数据协调问题中，通常假设所有的数据中仅含有零均值正态分布的随机误差。然而实际过程中，显著误差和随机误差往往是同时存在的。当测量数据中含有显著误差时，由于数据协调过程将显著误差均匀分布在各测量数据中，因而其估计值会有一定的偏差，因此需要先进行显著误差的检测与去除或补偿。

III、异常数据的处理方法

在实际应用中，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，这样就难免会引入误差数据，这样的数据通常称为异常数据，国外称其为离群数据或离群点。对异常数据的处理通常有：

(1) 3σ 法则

3σ 法则是一维情形剔除异常数据的一种较粗糙的方法。一般情况下，对一组样本数据，如果样本中只存在随机误差，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%。所以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而予以剔除。其数学方法表述如下：

设样本数据为 y_1, y_2, \dots, y_n ，平均值为 \bar{y} ，偏差为 $v_i = y_i - \bar{y} (i = 1, 2, \dots, n)$ ，计算出标准偏差：

$$\sigma = \left[\sum_{i=1}^n v_i^2 / (n-1) \right]^{\frac{1}{2}} = \left\{ \left[\sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 / n \right] / (n-1) \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (3-4)$$

如果某一样本数据 y_k 的偏差 $v_k (1 \leq k \leq n)$ 满足

$$|v_k| > 3\sigma \quad (3-5)$$

则认为 y_k 是异常数据，应予剔除。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。

(2) Mahalanobis 广义距离法

实际问题中，常常需要识别并剔除多维情形的异常数据，一维情形中的异常数据一般认为是边缘上的点，用排序的方法很容易得到这样的点。但多维情形没有唯一明确的排序方法确定“边缘”上的点。因此，多维样本中的异常数据的识别比一维情形要复杂得多。现在一般的方法是将高维样本的数据通过某种变换投影到一维中去，以便进行排序，然后对变换后的一维情形的边缘点进行异常数据分析，对其决定取舍。距离是最直观的一个概念，统计理论，特别是多元分析及其在实际应用中，常常引用距离的观点来理解和解决理论与实际问题。

3.2.2 样本标准化

由于原始样本集的变量量纲不同，不同变量数据值的大小差别很大，数据分布范围也不一样，数据平均值和方差的较大差异，会导致夸大某些变量对目标的作用，掩盖某些变量对目标的贡献，不能有效地进行神经网络学习。因此，必须对原始数据进行标准化^[36]。

数据标准化常用自标准化和范围标准化两种方法。本文均用自标准化来标度自变量（以下简称变量），用范围标准化来标度因变量（以下称目标量）。

设有一样本集，含有 m 个变量， n 个样本， t 个目标量。样本集用变量矩阵 $\mathbf{X}(n, m)$ 和目标量矩阵 $\mathbf{Y}(n, t)$ 表示。则：

(1) 变量的自标准化算法

令：

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - M_j}{S_j} \quad (3-6)$$

式中 x'_{ij} ($i=0, 1, \dots, n; j=0, 1, \dots, m$) 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。

经过标准化后的各变量平均值为零，方差为 1，这样可以消除量纲的影响，并且使数据有共同的中心。

(2) 目标量范围标准化算法

在 BP 神经网络模型中使用 Sigmoid 函数时，输出的数据范围是从 0 到 1。

有时为了允许预报值在一定范围超界,有必要将训练样本集目标量的范围标度转化到适当的区域,如 0.1~0.9 这样的范围之中。为此,令:

$$y'_{ik} = \frac{y_{ik} - y_{k \min}}{y_{k \max} - y_{k \min}} \times 0.8 + 0.1 \quad (3-7)$$

式中: y'_{ik} ($i=0, 1, \dots, n; k=0, 1, \dots, t$) 为经过自标准化的第 i 个样本的第 k 个目标量; y_{ik} 为原始目标量; $y_{k \max}$ 、 $y_{k \min}$ 分别为目标量中第 k 个目标量的最大值和最小值。

进行范围标准化后的数据取值范围为 0.1~0.9。

3.2.3 主元分析

主元分析是输入数据降维处理的主要方法之一,主元分析又叫主成分分析或主元素分析,是多元统计过程控制(MSPC)方法最重要的数学工具。它的主要功能是利用变量之间的线性相关关系对多维信息进行统计压缩,用少部分互不相关的主元变量描述多维空间的绝大部分的动态信息。由于主元分析法突出的优点,使得它一经提出就得到了广泛的应用^[95~96]。主元分析法的基本算法可表述如下: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。将原始数据利用公式 3-6、3-7 进行标准化处理得 x_{ij} 。主元分析方法的数据压缩过程实质上是数据矩阵的协方差矩阵的谱分析过程^[34]。其协方差矩阵 R 可表示为:

$$R = [r_{ij}]_{n \times n} \quad (3-8)$$

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

$$C^{(i)} = [c_1^{(i)} \ c_2^{(i)} \ \dots \ c_n^{(i)}]^T \quad (3-9)$$

由特征向量组成 n 个新变量如式(3-10)所示。当变量之间存在一定的线性相关性时,利用前 m ($m < n$) 个主元即可描述 x 的大部分动态信息。即: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 $\alpha = \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 接近 1 时(一般取

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。

$$\begin{cases} z_1 = c_1^{(1)} x_1 + c_2^{(1)} x_2 + \dots + c_n^{(1)} x_n \\ z_2 = c_1^{(2)} x_1 + c_2^{(2)} x_2 + \dots + c_n^{(2)} x_n \\ \vdots \\ z_n = c_1^{(n)} x_1 + c_2^{(n)} x_2 + \dots + c_n^{(n)} x_n \end{cases} \quad (3-10)$$

由 Karhunen-Loeve 展开定理可知,因 $\{C^{(1)} C^{(2)} C^{(n)}\}$ 是其标准化的特征向量,且对应特征值按由大到小的次序排列,可以使降维引起的平方误差 ε^2 达到极小值。因此,使用很少的主元变量(原过程操作变量的加权和)能够充分描述过程的操作特性,且不会导致显著的信息损失。此外,由于进行主元分析时要对变量进行加权平均,故若生产过程操作变量存在测量误差,可以部分消除这些误差,起到滤波的作用。

3.3 BP 网络的优化设计

到目前为止,人工神经网络的设计还没有一套完善的、可以遵循的理论和办法,常规的作法仍侧重于实验,探索多种模型方案,在不断试算中加以改进,直到获得满意的结果为止。

人工神经网络设计概括起来主要包括以下三个方面的内容^[36]:

- (1) 网络拓扑结构的设计: 隐含层数、隐含层神经元节点数的确定和神经元节点转移函数的选择。
- (2) 网络主要参数的确定: 学习率、学习次数的确定。
- (3) 训练样本的组织: 训练样本的选择和处理。

3.3.1 隐含层数及其节点数确定

1988 年 Cybenko 指出: 当各个神经元节点均采用 S 型函数时,一个隐含层就足以实现任意判别分类问题,两个隐含层则足以表示输入图形的任意输出函数。这个结论对神经网络的结构设计具有重要的指导作用^[36]。

实践表明,对于任意复杂函数,人工神经网络几乎都可以以一定的精度进行拟合,但对于实际问题,要想达到较高的精度,需要做技巧处理。因为任何看似简单的实际问题,实际涉及了非常复杂的影响因素,有时,一些影响因素是意识不到的。因此,我们常常无法估计它的真实的复杂程度,为了保险起见,在实际应用中首先考虑神经元节点采用 S 型转移函数的双隐含层或单隐含层网络设计方案。

隐含层神经元节点数的选择是人工神经网络设计中最为关键的步骤,它直接影响网络对复杂问题的映射能力。然而,隐含层神经元节点数的选择恰恰又是难以琢磨的,正如有些学者说的那样:“隐含层神经元的选择更像一种艺术”。

目前,从事这方面研究的许多学者都提出了自己的看法,为隐含层节点的确定提供参考的方法有以下几种:

- (1) 1987 年,Hecht-Nielsen 提出的“ $2N+1$ ”法,其中 N 为输入的神经元节点数。

(2) 1987 年, 根据 R.P Lippmann 等人的试验结果, 人们经过归纳总结出, 提出一种近似公式“ $H=\log_2 T$ ”, 其中 H 为隐含层节点数、 T 为训练样本的对数。

(3) 1988 年, Kuarycki 根据试验发现, 第一隐含层节点数和第二隐含层节点数的比例为 3: 1 时最合适。

各种各样的方法很多, 但它们都缺乏令人信服的理论依据, 况且有时常常是无效的, 所以, 试算方法更加具有可靠性。由于应用对象的不同, 隐含层神经元节点数难以用统一模式确定, 建议采取以下步骤来建立神经网络结构并试算隐含层神经元数:

- (1) 开始使用很少的隐含层神经元数。
- (2) 进行网络训练和测试。
- (3) 不断增加隐含层节点神经元数。
- (4) 比较不同的方案的训练和测试结果, 选取合适的隐含层神经元数。

3.3.2 训练次数的确定

讨论训练次数时, 常常会提到“过渡训练”或“过度拟和”的概念, 这是指由于网络训练次数过多, 而导致网络更多地储存了各个训练样本的“个性”, 以至于掩盖了全体样本所表现的“共性”。

产生过度训练的主要原因是训练样本不够充足, 在保证样本足够多的前提下, 对于确定性函数的映射不会出现过度训练的现象。因为对于函数来讲, 都反映函数的映射规律, 只有对已知样本的精确映射, 才能保证对函数关系的精确映射。但对于实际问题, 发生过度训练的可能性也会存在。

在实际问题中, 常采用以下的方法来避免过度训练: 保留一部分样本数据作为测试样本, 而不参加训练, 在训练的过程中, 每经过一定的训练次数就停下来, 以测试样本检验此时网络对测试样本的测试误差, 当发现测试误差开始上升时, 就有可能发生过度训练。但一般情况下, 并不马上停止训练, 仍希望继续训练下去, 同时不断地用测试样本对网络进行检验。经过多次比较, 才能最终确定最佳训练次数。

3.3.3 训练样本的基本要求

网络所需要的样本的数量主要由两个因素决定: 一是映射关系的复杂程度; 二是数据中的噪音。映射关系越复杂, 所需的训练样本就越多。样本的数目将随着噪音的增大而增加。通常选择样本遵循如下原则:

- (1) 样本足够多。
- (2) 样本具有代表性。

(3) 样本分布均匀。

3.4 神经网络水分软测量模型

3.4.1 改进的 BP 神经网络学习算法

本文用的网络模型是由输入层、隐含层和输出层构成。其结构如图 3-3 所示。

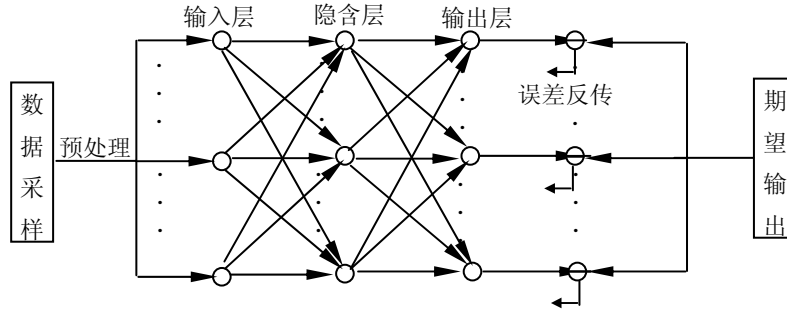


图 3-3 神经网络拓扑结构

设有 n 个样本、 m 个变量、 t 个目标量、 r 个隐含层单元数， x_{ij} 、 \hat{x}_{ij} 、 h_{il} 、 \hat{y}_{ik} 、 y_{ik} ($i=1, 2, \dots, n$; $j=1, 2, \dots, m$; $l=1, 2, \dots, r$; $k=1, 2, \dots, t$) 为样本的输入变量、输入层输出值、隐含层的输出值、输出层输出值及目标量（或称期望值）， w_{pq} ($pq=jl$ 或 lk)、 ϑ_e ($e=j, l$ 或 k) 为网络连接权值。对样本采用进行批处理的方法进行网络训练，训练算法如下：

- (1) 给权值随机赋一较小值；阈值 $\vartheta_j=0$ ， $\vartheta_l=w_{ml}$ ， $\vartheta_k=w_{rk}$ ；
- (2) 在已知 n 个学习样本中，顺序取样本进行预处理后用于训练网络；
- (3) 激励函数取 Sigmoid 函数，分别计算输入层输出值、隐含层和输出层的输出 \hat{x}_{ij} 、 h_{il} 、 y_{ik} ；
- (4) 定义 λ_{mn}^i ($mn=lk$ 或者 jl) 分别为隐层误差和输出层误差，由已知样本可得：

$$\lambda_{lk}^i = (y_{ik} - \hat{y}_{ik}) \times \hat{y}_{ik} \times (1 - \hat{y}_{ik}) \quad (3-11)$$

$$\lambda_{jl}^i = \sum_{k=0}^t \lambda_{lk}^i \times w_{lk} \times h_{il} \times (1 - \hat{x}_{ij}) \quad (3-12)$$

并记下各层输出及误差的值。

- (5) 记下学习过的样本个数 t ，如果 $t < n$ ，则返回 2) 继续计算，否则又从第一个输入样本开始按式 (3.14)、(3.15) 修改各层的权值和阈值（设已迭代计算了 ρ 次）：

$$w_{jl}(\rho+1) = w_{jl}(\rho) + \eta \times \sum_{i=0}^{n-1} \lambda_{jl}^i \times \hat{x}_{ij} + \alpha \times \Delta w_{jl}(\rho) \quad (3-13)$$

$$w_{lk}(\rho+1) = w_{lk}(\rho) + \eta \times \sum_{i=0}^{n-1} \lambda_{lk}^i \times h_{il} + \alpha \times \Delta w_{lk}(\rho) \quad (3-14)$$

其中: $\Delta w_{pq}(\rho) = w_{pq}(\rho) - w_{pq}(\rho-1)$, $\rho > 1$, η 为学习速率; α 为动量(惯性)因子, 其取值范围为 0 到 1, 它有利于使误差朝原来下降的方向继续下降, 取适当的值有利于加速收敛和防止振荡;

(6) 按新的权值计算隐含层和输出层各单元的输出, 并按如下公式计算的误差(以下称控制误差):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{t-1} (y_{ik} - \hat{y}_{ik})^2 \quad (3-15)$$

若其小于一个预先给定的小数, 则学习停止, 否则返回 2), 重新学习。

可采用如下改进措施:

(1) 学习过程中容易出现“平台”现象(第二局部极小), 即 $(y_{ik} - \hat{y}_{ik})$ 不趋近零, 但 $\hat{y}_{ik} \times (1 - \hat{y}_{ik})$ 趋近于零, 所以 λ_{mn}^i ($mn=lk$ 或者 jl) 仍趋近于零, 使得权值的变化几乎停滞。这时可以用 $\hat{y}_{ik} \times ((1 - \hat{y}_{ik}) + c)$ 代替 $\hat{y}_{ik} \times (1 - \hat{y}_{ik})$, 其中 c 为一个较小的正数。

(2) 为了加速收敛和防止学习过程发生震荡, BP 网络在修改权值时常加上一个动量项。对学习速率 η 和动量因子 α 进行自适应调节, 从而改进学习过程。 η 较大, 可以加快学习收敛速度, 但可能导致震荡。 α 能有效抑制震荡, 加速收敛速度。但误差没有朝减小方向进行时, 动量项会减慢收敛速度。综合 η 、 α 对学习过程的影响, 令总误差的变化

$$\Delta E_{\text{总}} = E_{\text{总}}(\rho) - E_{\text{总}}(\rho-1), (\rho > 1) \quad (3-16)$$

$$\Delta \eta = \eta(\rho+1) - \eta(\rho) \quad (3-17)$$

式中, ρ 为迭代次数, 采用如下自适应调节方案:

- 当 $\Delta E_{\text{总}} > 0$, 则 $\Delta \eta = e \times \eta$, e 取一个 0~1 之间较小的数; 动量因子 α 取一个 0~1 之间较大的数。当 $\eta(\rho+1)$ 大于一个给定的 η_1 时, 则 $\eta(\rho+1) = \eta_1$;
- 当 $\Delta E_{\text{总}} < 0$, 则 $\Delta \eta = -e \eta$, e 取一个 0~1 之间较小的数; 动量因子 α 取零。当 $\eta(\rho+1)$ 小于一个给定的 η_2 时, 则 $\eta(\rho+1) = \eta_2$;

(3) 网络真正的价值体现在网络强大的外推能力。导致网络推广能力差的原因有两种, 一种是因为网络没有记忆过与当前样本类似的模式, 导致外推能力差, 其解决办法只有多增加典型训练样本; 另一种是因为网络学习过程中出现了过拟合现象。隐含层单元数过多和网络学习中控制迭代的最小误差过小都会导致过拟合现象。经验表明, 当隐含层单元数为输入的变量 4~5 倍时为佳, 控制误差不能太小, 这样就有可能避免出现过拟合现象^[37~41]。

3.4.2 模型及其仿真计算

根据第二章的机理分析和经验知识, 并考虑到变量的类型、数目和测点位置, 得到影响干精矿含水率的因素有以下 11 个: 进矿量、湿矿含水率、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统计分析、数据滤波、 3σ 法则、目标范围标准化和主元分析的处理后得到 162 组数据，其主元贡献率如下表 3-1。

表 3-1 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 3-1 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。这样一来我们就通过主元分析的方法达到了降维的目的，使得后续计算得到了简化。将样本数据的 162 组数据中前 100 组作为训练样本，采用图 3.3 所示的三层 BP 网络模型，用上述的改进 BP 神经网络学习算法进行训练。过试验比较，将隐含层节点数确定为 9 个，次数为 1000 次，其训练结果如图 3-4。将剩下的 62 组数据对模型进行仿真，如图 3-5 所示。

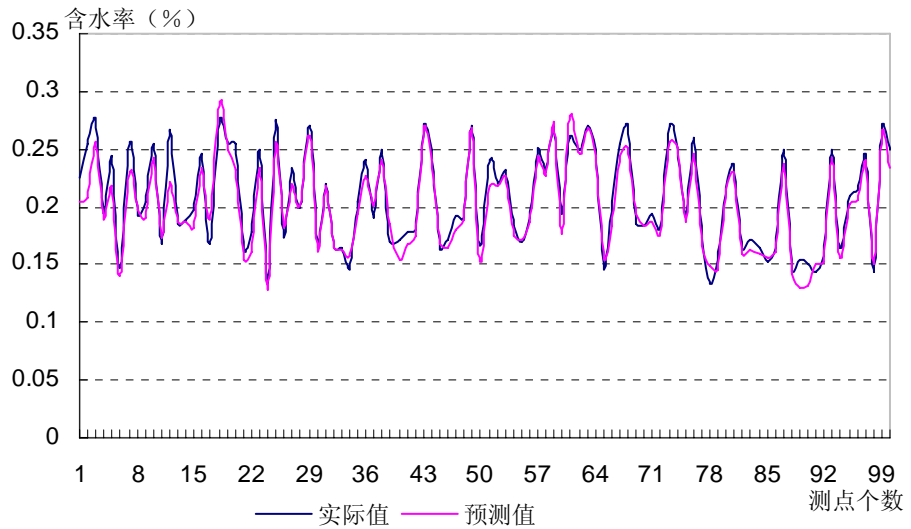


图 3-4 神经网络模型训练图

从模型的训练及泛化结果可以看出，在训练时的拟合性很好，预测值和实际值之间的平均误差只有为 0.022%，但是在某些点上却存在较大偏差，分析其原因

因有以下二个：

(1) 虽然神经网络的训练样本是经过数据预处理的，但还是包括一定的误导信息。随着训练次数的增加，网络会把样本内包含的这些误导信息也记录下来，在极端的情况下，训练后的网络具有很好的拟合精度，甚至可以实现相当于查表的功能，但是对于新的输入数据却不能给出合适的输出，即不具备很好的泛化功能。

(2) 受现场条件的限制，存在数据丢失，使得某些组的数据在挑选时不得不剔除而出现数据的不完备，降低了神经网络模型的泛化能力。

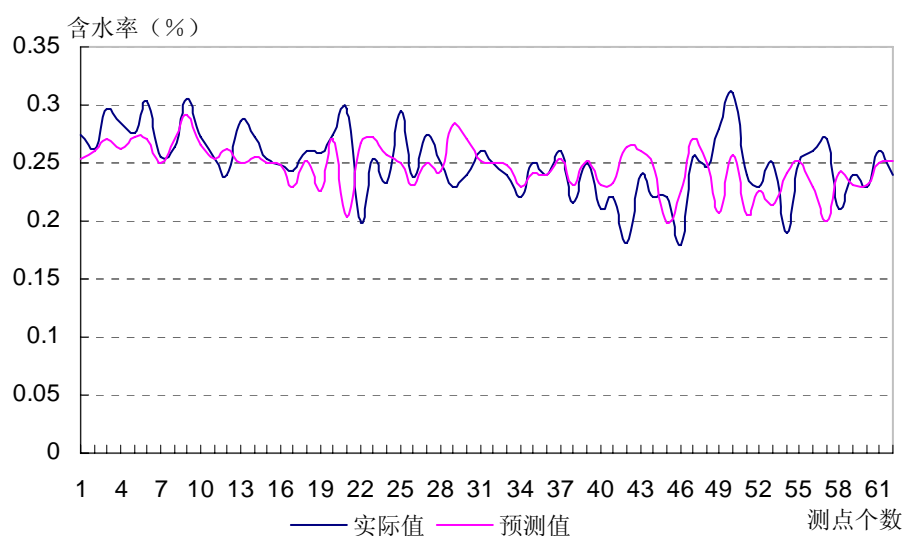


图 3-5 神经网络模型预测图

3.5 小结

本章在介绍了神经网络的基本特点后，对数据的处理进行了详细介绍，包括数据校正、归一化、主元分析。利用处理后的数据建立了三层 BP 神经网络的水分软测量模型，通过仿真研究，对模型存在的问题进行了分析，为下一章的集成模型水分软测量做了铺垫。

第四章 气流干燥水分软测量集成模型

4.1 热平衡模型

纵观国内外成功研究开发的工业过程软测量技术的经验, 研究开发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^[42,43]。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, 因此机理分析是系统建模的基础。

气流干燥过程就是一个热传递过程, 此过程中, 除了燃油之外没有别的化学反应, 其热传递关系如图 4-1 所示。

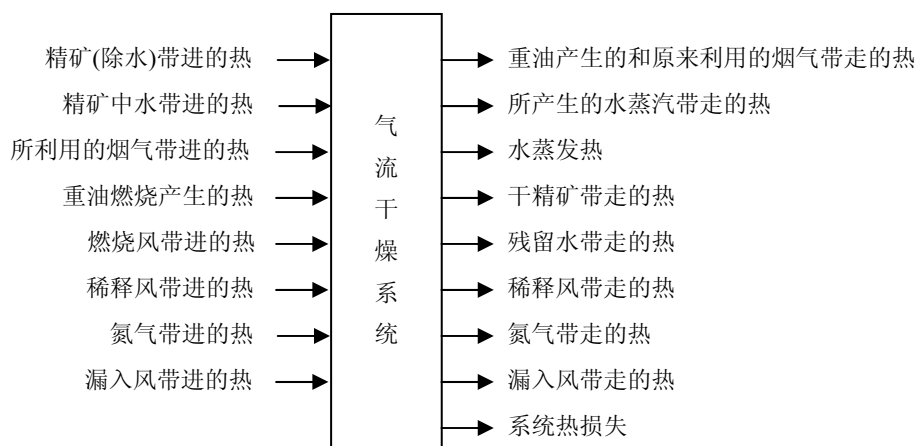


图 4-1 热传递示意图

为了方便讨论, 首先给出一些变量的定义和约定:

G_1 ——湿精矿入窑量 (kg/h) (可测)

S_1 ——湿精矿的含水率 (可测)

W_1 ——入窑的烟气体积 (m^3/h) (可测)

C_1 ——烟气比热 (计算时取经验值 $1.423\text{kJ}/\text{m}^3\cdot^\circ\text{C}$)

C_2 ——精矿比热 (计算时取经验值 $0.63\text{ kJ}/\text{kg}\cdot^\circ\text{C}$)

C_3 ——空气的比热 (值 $1.323\text{kJ}/\text{m}^3\cdot^\circ\text{C}$)

C_4 ——氮气的比热 (值 $1.362\text{kJ}/\text{m}^3\cdot^\circ\text{C}$)

C_5 ——水的比热 (值 $4.187\text{ kJ}/\text{m}^3\cdot^\circ\text{C}$)

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

C_7 ——水蒸发热 (值 $2502\text{kJ}/\text{kg}$)

F_1 ——窑头漏入风量, 取值 $8000 \text{ m}^3/\text{h}$

F_2 ——鼠笼漏入风量, 取值 $3000 \text{ m}^3/\text{h}$

T_0 ——常温取值 15°C

T_1 ——烟气温度 (可测)

T_2 ——热风炉热风温度 (可测)

T_3 ——沉尘室温度取值 80°C

W_2 ——燃烧风量 (m^3/h) (可测)

W_3 ——稀释风量 (m^3/h) (可测)

W_4 ——氮气风量 (m^3/h) (可测)

M_1 ——燃油的重油量 (kg/h) (可测)

M_2 ——蒸发的水 (kg) (待求)

η ——干精矿的含水率 (待求)

O ——重油的发热量 ($\text{kcal}\cdot\text{kg}^{-1}$) (已知)

S_1 —— 1 kg 重油消耗的空气($\text{m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$) (已知)

S_2 —— 1 kg 重油产生的烟气($\text{m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$) (已知)

其中重油发热量(O)、耗空气量(S_1)、产生的烟气量(S_2)和重油的品位有关如下:

对于重油 A, 计算时取其低位发热值 $42672\text{kJ}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。需要燃烧风 $10.7\text{m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$, 产生的气体为 $11.384 \text{ m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$;

对于重油 B, 计算时取其低位发热值 $42000\text{kcal}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。需要燃烧风 $10.6\text{m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$, 产生的气体为 $11.245 \text{ m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$;

对于重油 C, 计算时取其低位发热值 $40992\text{kcal}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。需要燃烧风 $10.3\text{m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$, 产生的气体为 $10.899 \text{ m}^3\cdot\text{kg}^{-1}$ 。

注: 取常温为 15°C , 干燥后沉尘室温度为 80°C , 因此精矿, 水, 燃烧风、稀释风、氮气的初温都取 15°C , 干精矿、尾气温度取 80°C 。

由此可进行工艺计算:

(1) 湿精矿含水量

$$M_3 = G_1 \times S_1 \quad (4-1)$$

(2) 干精矿的量

$$M_4 = G_1 \times (1 - S_1) \quad (4-2)$$

(3) 残留的水量

$$M_5 = M_3 - M_2 \quad (4-3)$$

(4) 产生的蒸汽量

$$V_1 = M_2 / 0.804 \quad (4-4)$$

(5) 重油的耗空气量

$$V_2 = M_1 \times S_1 \quad (4-5)$$

(6) 重油产生的烟气

$$V_3 = M_1 \times S_2 \quad (4-6)$$

(7) 重油产生的烟气加上窑头利用的烟气的量

$$V_4 = V_3 + W_1 \quad (4-7)$$

(8) 干精矿的含水率

$$\eta = M_5 / (M_4 + M_5) \quad (4-8)$$

进入系统的热 (9) ~ (16)

(9) 烟气带进的热量

$$Q_1 = C_1 \times W_1 \times T_1 \quad (4-9)$$

(10) 精矿带进的热量:

$$Q_2 = C_2 \times M_4 \times T_0 \quad (4-10)$$

(11) 稀释风带进的显热

$$Q_3 = C_3 \times W_3 \times T_0 \quad (4-11)$$

(12) 氮气带进的热

$$Q_4 = C_4 \times W_4 \times T_0 \quad (4-12)$$

(13) 燃烧风带进的热

$$Q_5 = C_3 \times W_2 \times T_0 \quad (4-13)$$

(14) 漏入风带进的热

$$Q_6 = C_3 \times (F_1 + F_2) \times T_0 \quad (4-14)$$

(15) 重油燃烧带进的热

$$Q_7 = M_1 \times O \quad (4-15)$$

(16) 精矿中水带进的热

$$Q_8 = C_5 \times M_3 \times T_0; \quad (4-16)$$

系统损失及带出的热 (17) ~ (25)

(17) 重油产生的烟气加上窑头利用的烟气带走的热

$$Q_9 = C_1 \times V_2 \times T_3 \quad (4-17)$$

(18) 干精矿带走的热

$$Q_{10} = C_2 \times M_4 \times T_3 \quad (4-18)$$

(19) 残留水带走的热

$$Q_{11} = C_5 \times M_5 \times T_3 \quad (4-19)$$

(20) 水蒸发热

$$Q_{12} = C_7 \times M_2 \quad (4-20)$$

(21) 水蒸汽带走的热

$$Q_{13} = C_6 \times M_2 \times T_3 \quad (4-21)$$

(22) 氮气带走的热

$$Q_{14} = C_4 \times W_4 \times T_3 \quad (4-22)$$

(23) 稀释风带走的热

$$Q_{15} = C_3 \times W_3 \times T_3 \quad (4-23)$$

(24) 漏入的风带走的热

$$Q_{16} = C_3 \times (F_1 + F_2) \times T_3 \quad (4-24)$$

(25) 系统损失热取为总热收入的 2.8%:

$$Q_{17} = 0.028 \times (Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6 + Q_7 + Q_8) \quad (4-25)$$

由热平衡原理有:

$$Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6 + Q_7 + Q_8 = Q_9 + Q_{10} + Q_{11} + Q_{12} + Q_{13} + Q_{14} + Q_{15} + Q_{16} + Q_{17} \quad (4-26)$$

由上式 4-26 可以求出 M_2 ; 再由 4-1、4-3、4-8 式求出干精矿含水率 η 。

计算举例: 取工况稳定时的某一个时刻的各已知和已测参数, 求解干精矿的含水率。

- a. 铜精矿处理量 (湿基): 156000 kg/h
- b. 湿精矿的含水率 (湿基): 10%
- c. 入窑烟气体积: 15000 Nm³/h
- d. 入窑烟气温度: 460℃

e. 氮气加入量: $30000 \text{ Nm}^3/\text{h}$

f. 燃烧风量: $13920 \text{ Nm}^3/\text{h}$

g. 稀释风量: $32000 \text{ Nm}^3/\text{h}$

h. 重油消耗: 971 kg/h

i. 重油的种类: A

则:

湿精矿含水量 M_3

$$\text{由式 4-1 可得 } M_3 = 156000 \times 0.1 = 15600 \text{ kg}$$

干精矿的量 M_4

$$\text{由式 4-2 可得 } M_4 = 156000 \times 0.9 = 140400 \text{ kg}$$

残留的水量 M_5

$$\text{由式 4-3 可得 } M_5 = 15600 - M_2$$

产生的蒸汽量 V_1

$$\text{由式 4-4 可得 } V_1 = M_2 / 0.804$$

重油的耗空气量 V_2

$$\text{由式 4-5 可得 } V_2 = 971 \times 10.7 = 10389.7 \text{ Nm}^3$$

重油产生的烟气 V_3

$$\text{由式 4-6 可得 } V_3 = 971 \times 11.384 = 11053.864 \text{ Nm}^3$$

重油产生的烟气加上窑头利用的烟气的量 V_4

$$\text{由式 4-7 可得 } V_4 = 11053.864 + 15000 = 26053.864 \text{ Nm}^3$$

烟气带进的热量 Q_1

$$\text{由式 4-9 可得 } Q_1 = 1.423 \times 15000 \times 460 = 9818700$$

精矿带进的热量 Q_2

$$\text{由式 4-10 可得 } Q_2 = 0.63 \times 140400 \times 15 = 1326780$$

稀释风带进的显热 Q_3

$$\text{由式 4-11 可得 } Q_3 = 1.323 \times 32000 \times 15 = 635040$$

氮气带进的热 Q_4

$$\text{由式 4-12 可得 } Q_4 = 1.362 \times 30000 \times 15 = 612900$$

燃烧风带进的热 Q_5

$$\text{由式 4-13 可得 } Q_5 = 1.323 \times 13920 \times 15 = 276242.4$$

漏入风带进的热 Q_6

$$\text{由式 4-14 可得 } Q_6 = 1.323 \times 11000 \times 15 = 218295$$

重油燃烧带进的热 Q_7

$$\text{由式 4-15 可得 } Q_7 = 41434512$$

精矿中水带进的热 Q_8

$$\text{由式 4-16 可得 } Q_8 = 4.187 \times 15600 \times 15 = 979758$$

进入系统的总的热量为

$$\begin{aligned} & \sum (Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6 + Q_7 + Q_8) \\ &= 9818700 + 1326780 + 635040 + 612900 + 276242.4 + 218295 + 41434512 + 979758 \\ &= 55302227 \text{ kJ} \end{aligned}$$

重油产生的烟气加上窑头利用的烟气带走的热 Q_9

$$\text{由式 4-17 可得 } Q_9 = 1.423 \times 26053.864 \times 80 = 2965971.88$$

干精矿带走的热 Q_{10}

$$\text{由式 4-18 可得 } Q_{10} = 0.63 \times 140400 \times 80 = 7076160$$

残留水带走的热 Q_{11}

$$\text{由式 4-19 可得 } Q_{11} = 4.187 \times (15600 - M_2) \times 80 = 5225376 - 334.96 M_2$$

水蒸发热 Q_{12}

$$\text{由式 4-20 可得 } Q_{12} = 2502 \times M_2$$

水蒸汽带走的热 Q_{13}

$$\text{由式 4-21 可得 } Q_{13} = 1.92 \times M_2 \times 80 = 15.36 \times M_2$$

氮气带走的热 Q_{14}

$$\text{由式 4-22 可得 } Q_{14} = 1.362 \times 30000 \times 80 = 3268800$$

稀释风带走的热 Q_{15}

$$\text{由式 4-23 可得 } Q_{15} = 1.323 \times 32000 \times 80 = 3386880$$

漏入的风带走的热 Q_{16}

由式 4-24 可得 $Q_{16}=1.323 \times 11000 \times 80=164240$

系统损失热 Q_{17} 取为总热收入的 2.8%

由式 4-25 可得

$$Q_{17}=0.028 \times (Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6 + Q_7 + Q_8)=1548462.356$$

出系统的总热量为

$$\begin{aligned} & \sum (Q_9 + Q_{10} + Q_{11} + Q_{12} + Q_{13} + Q_{14} + Q_{15} + Q_{16} + Q_{17}) \\ & = 23635890 + 2082.4 \times M_2 \text{ kj} \end{aligned}$$

代入由式 4-26 可得

$$55302227 = 23635890 + 2082.4 \times M_2$$

$$M_2 = 15206.65 \text{ kg}$$

则残留的水 M_5 由式 4-3 得

$$M_5 = M_3 - M_2 = 15600 - 15206.65 = 393.35 \text{ kg}$$

干精矿含水率 η 由式 4-8 得

$$\eta = M_5 / (M_4 + M_5) = 393.35 / (393.35 + 140400) = 0.2794\%$$

由于公式中计算中，由于用到了很多的的经验值而使得热平衡模型的精度低，如上计算实例中计算最后干精矿的含水率为 0.2794%，而实际的检测值为 0.211%，模型精度较低，不适合用于稳态过程的水分预测。但是却可以在工况突变的时候比另外两种模型能较好的预测水分，弥补神经网络模型和经验公式的不足。

4.2 经验回归模型

4.2.1 回归分析

回归分析是数理统计中的一个常用方法，用于研究变量之间的关系^[44]。在实际生活中，人们经常与各种变量打交道。例如产品的性能指标、工艺参数、实验条件以及实验结果等等，一般说来他们不是一成不变的。随着条件的变化，取不同的值，在数学上通称为变量。一切客观事物本来就是互相联系和具有内部规律的，而且每一个事物的运动都与它周围的其他事物是互相联系互相影响的。因此，变量和变量之间是互相联系的，他们之间存在着一定的关系。

人们通过各种实践，发现变量之间的关系可以分为两种类型。一种类型是：

各变量之间的存在着完全确定的关系。例如：在电阻为 R 的一段电路里，加在电路两端的电压 U 与电流 I 之间遵循欧姆定律，即： $U=I \cdot R$ 。这种变量之间确定的对应关系，称之为函数关系。在自然界中还存在另一种关系类型，例如，人的身高与体重，这两个变量存在着某种关系，但是又不能具体确定。

回归分析方法是处理变量之间互相关系的一种有力工具。它不仅能提供变量间相关关系的数学表达式，即经验公式^[45]。而且可以利用概率论统计基础知识，对此进行分析，判别所建立的公式的有效性。还能利用所得的经验公式，根据一个或者几个变量的值，预测或控制另一个变量的取值，并且可以知道这种预测和控制能够达到什么样的精确程度。最后通过分析，在共同影响一个变量的许多变量中，找出哪些是重要变量，哪些是次要变量^[46]。

对于辅助变量较少的情况，一般采用多元线性回归中的逐步回归技术可获得较好的软测量模型。对于辅助变量较多的情况，通常要借助机理分析，首先获得模型各变量组合的大致框架，然后再采用逐步回归方法获得软测量模型。多变量线性回归应用是最广泛的，主元回归方法和偏最小二乘法都是从多变量线性回归方法中派生出来的。这些方法现已广泛应用于工业过程控制中，它的优点是显而易见的，其结构简单、易于维护、物理意义明确、鲁棒性好，但需要大量的样本数据，对测量误差较为敏感。

4.2.2 沉尘室温度与水分经验回归公式

根据多年现场经验，可知干精矿的含水率与沉尘室的烟气温度有很密切的关系，通过对这两个变量的大量数据分析，得到他们在关键点对应数据如下表 4-1。

表 4-1 沉尘室温度与水分对应表

温度 (°C)	70	71	72	73	74	75	76	77
含水率 (%)	0.55	0.542	0.494	0.456	0.448	0.43	0.372	0.354
温度 (°C)	78	79	80	81	82	83	84	85
含水率 (%)	0.336	0.298	0.27	0.26	0.255	0.235	0.224	0.22
温度 (°C)	86	87	88	89	90	91	92	93
含水率 (%)	0.191	0.199	0.178	0.179	0.16	0.147	0.138	0.131
温度 (°C)	94	95	96	97	98	99	100	
含水率 (%)	0.115	0.11	0.097	0.09	0.071	0.066	0.05	

对上面数据进行回归分析，使得绝大多数点分布在所得的曲线线上，其余的点均匀分布在曲线线两边，经过比较分析得到如图 4-2 所示的两段直线最能满足要求，其方程为：

$$\begin{cases} H_1 = -0.028T + 2.51, & T \leq 80^\circ\text{C} \\ H_2 = -0.011T + 1.152, & T > 80^\circ\text{C} \end{cases} \quad (4-27)$$

4.2.3 回归公式仿真

用 62 个数据对上面的回归公式进行验证，如图 4-3，平均误差为 0.034%，预测值能很好地跟随实际值本在 0.1%~0.3%的范围内波动，但是很少有实际值和预测值能够完全吻合，预测精度起伏较大。

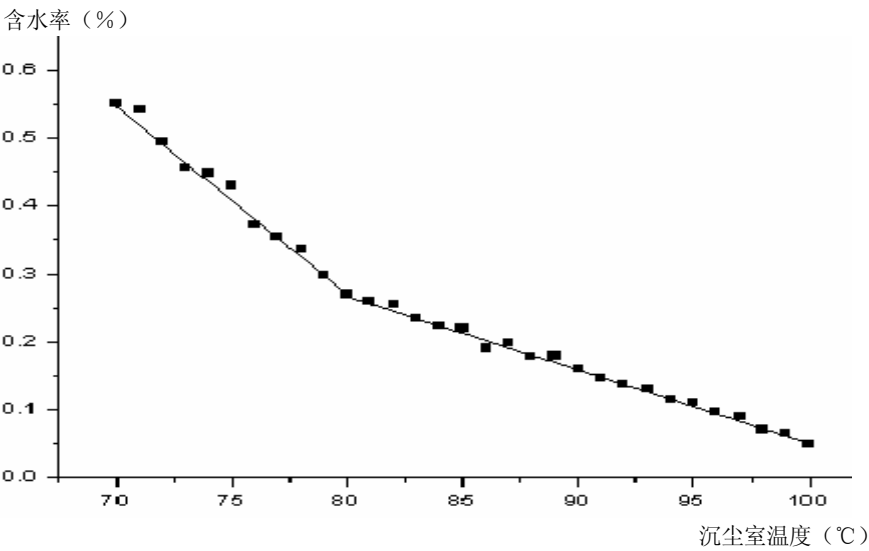


图 4-2 含水率(%)与沉尘室温度回归曲线

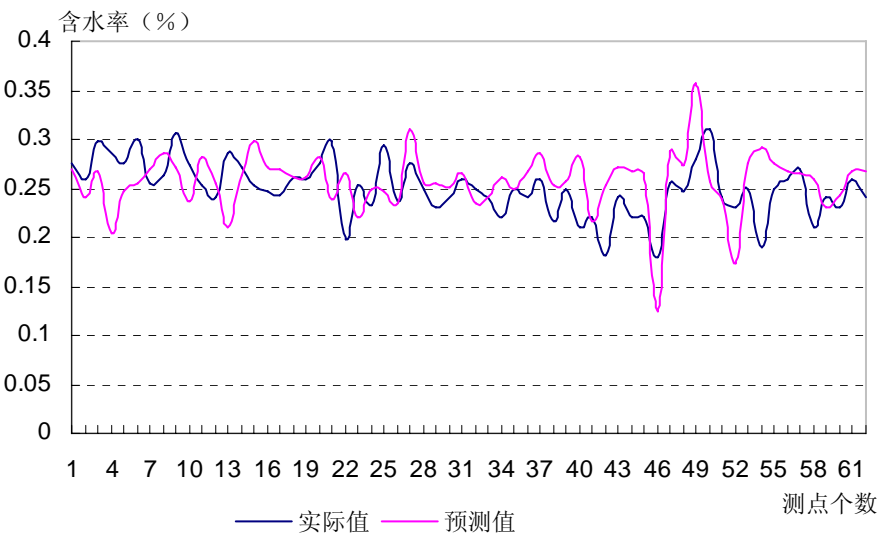


图 4-3 经验回归模型预测图

4.3 模型整体框架

随着软测量在工业生产中的作用日益明显以及人们对复杂过程软测量模型研究的深入，人们越来越认识到：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很难建立系统精确的软测量模型。因此，如何根据实际情况，采用不同的建模方法，将他们有机的结合，取长

补短,克服单一建模存在的问题,是软测量建模技术发展的必然趋势^[13,16]。气流干燥过程表面上是一道简单的工序,但实际是个很复杂的过程,在机理模型不能精确得到的前提下,结合实际情况,采用将热平衡模型、神经网络模型和经验回归模型结合的智能集成模型来做为水分软测量模型。

在干燥过程中,沉尘室干矿的水分含量不仅与入矿量及其含水率有关,而且还与风量、燃油量、烟气量及温度等操作条件有关。由于干燥后精矿的含水率与这些变量间关系复杂,加上数据的不完备或不精确等原因,导致神经网络模型在一些点上的误差较大;而热平衡模型的精确数学模型不能得到,得到的是包含了经验假设条件,其预测精度普遍不高的简化模型;经验回归模型依赖于统计数据 and 经验,它只能在有限的范围使用,而且精度有限。但热平衡模型和经验回归模型毕竟是对冶金机理和长期生产的专家经验的总结,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。

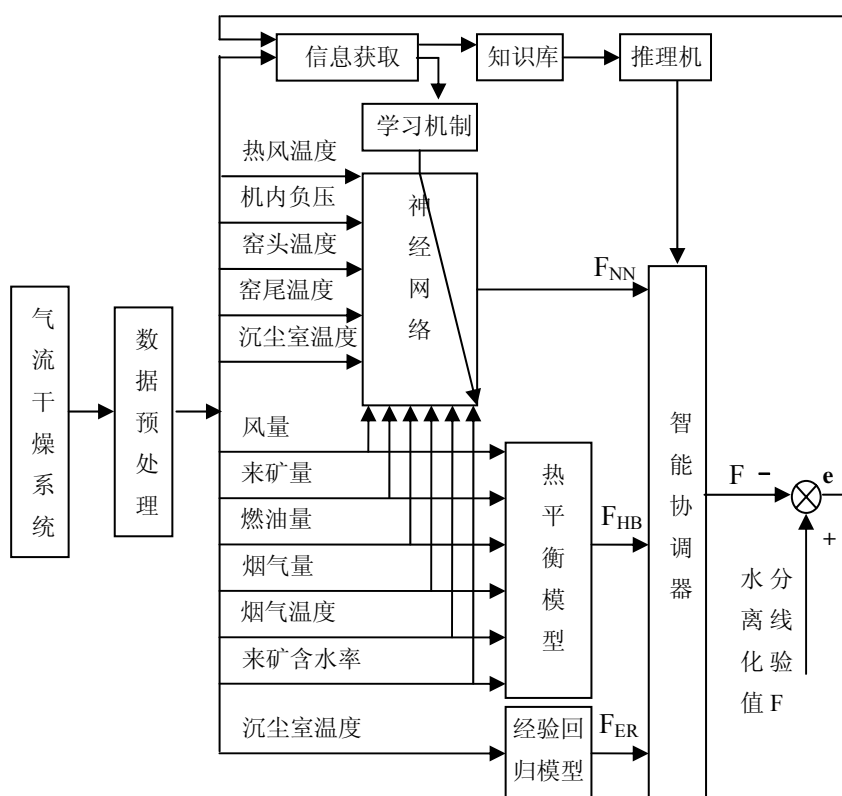


图 4-4 软测量模型集成框图

综上所述,结合智能集成建模方法建立了气流干燥过程水分软测量模型,如图 4-4 所示,模型由热平衡模型、神经网络模型、经验回归模型和一个智能协调单元组成,由协调器将三个模型对水分的预测 F_{NN} 、 F_{HB} 和 F_{ER} 进行协调得到输出 F 。通过预测值和干精矿化验值比较获取知识来修正神经网络模型和智能协调器。

4.4 模型协调

如上所说,但热平衡模型和经验回归模型是对冶金机理和长期生产的专家经

验的总结,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^[47]。而神经网络模型由于受训练数据的依赖性很大,而对一些新的数据,特别是工况突变的数据的输出差异较大。所以本文的协调思想是:当工况稳定时,而且沉尘室温度(T_3)在 $75\sim 100^\circ\text{C}$ 之间时采用神经网络模型和经验回归加权组合来预测干精矿的含水率;当工况发生突变或者温度(T_3)不在 $75\sim 100^\circ\text{C}$ 之间时采用热平衡模型来预测干精矿的含水率。如图 4-5 所示:

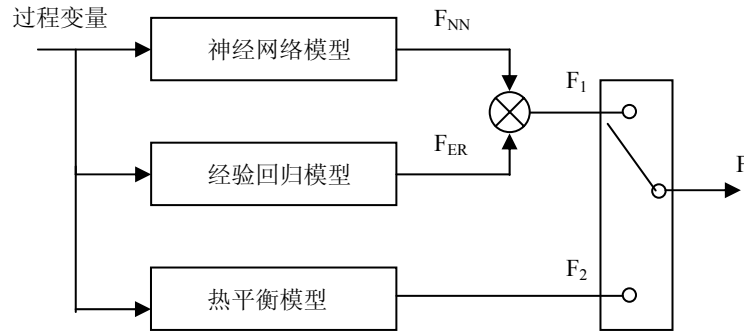


图 4-5 智能协调器

判断工况是否稳定的依据是根据烧油量和干燥的湿精矿量的变化是否超过了某个范围。由于目前干燥系统的热源主要是燃油量,而烟气的热量相对很少,所以燃油量的突变是工况不稳的反映;同时下料的湿精矿量的突变是造成工况突变的重要因素。根据经验和数据分析,把当前时刻的烧油量($M1_k$)比上一个时刻的烧油量($M1_{k-1}$)的波动超过 100L/h 或者当前下的湿精矿量($G1_k$)比上一个时刻的湿精矿量($G1_{k-1}$)波动超过 30t/h 作为工况不稳定的判据。即有如下两条规则:

R1: if $(|M1_k - M1_{k-1}| < 100)$ and $(|G1_k - G1_{k-1}| < 30)$ and $75 < T3 < 100$
then $F = F_1$

R2: if $(|M1_k - M1_{k-1}| > 100)$ or $(|G1_k - G1_{k-1}| > 30)$ or $75 > T3$ or $T3 > 100$
then $F = F_2$

在工况平稳时而且沉尘室温度在 $75\sim 100^\circ\text{C}$ 之间时,采用神经网络和经验回归加权结合来得到最终的干精矿的含水率的集成模型,如上图 4-5 所示,有:

$$F = k_1 \times F_{NN} + k_2 \times F_{ER} \quad (4-28)$$

式中, k_1 和 k_2 为加权系数,有 $k_1 + k_2 = 1$ 。加权系数采用如下办法确定:

设有 N 组采用数据,记 $y_t (t=1,2,3,\dots,N)$ 为实际输出值; $f_{it} (i=1,2;t=1,2,3,\dots,N)$ 为第 i 种方法的预测值; $e_{it} = f_{it} - y_t$ 为第 i 种方法的预测误差; k_i 为第 i 种方法的加权

系数,有 $\sum_{i=1}^2 k_i = 1$; $f_t = \sum_{i=1}^2 k_i \square f_{it}$ 为组合预测方法的预测值; $e_t = f_t - y_t = \sum_{i=1}^2 k_i \times e_{it}$

为组合预测后的误差。

定义组合预测方法的预测误差平均和为 $J = \sum_{i=1}^N e_i^2$ 则有

$$J = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \left[k_i k_j \left(\sum_{i=1}^N e_{it} e_{jt} \right) \right] \quad (4-29)$$

令加权系数向量 $K = [k_1, k_2]^T$ ，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

$$J = e^T e = K^T E_{(2)} K, \quad (4-30)$$

其中

$$E_{(2)} = \begin{pmatrix} E_{11} & E_{12} \\ E_{21} & E_{22} \end{pmatrix}。$$

而 $E_{ij} = E_{ji} = E_i^T E_j$ ， $E_{ii} = E_i^T E_i = \sum_{i=1}^N e_{it}^2$ ， E_{ii} 为第 i 种方法地预测误差方法和。

使得组合预测方法地误差平均和 J 最小的加权系数为：

$$k_1 = \frac{E_{22} - E_{12}}{E_{11} + E_{22} - 2E_{12}}, \quad k_2 = 1 - k_1 \quad (4-31)$$

根据实际计算求得本文中式 4-31 中的 $k_1 = 0.67, k_2 = 0.33$ 。

4.5 集成模型的仿真研究

利用现场数据对智能集成模型进行仿真，从获取的 162 组数据中，选取 100

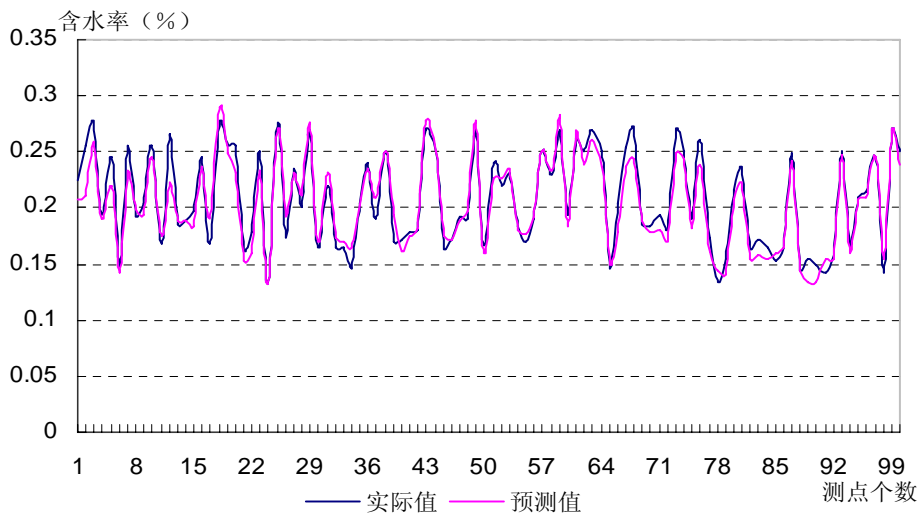


图 4-6 集成模型训练图

组作为智能集成模型的训练样本,按照前述的步骤,建立气流干燥过程水分软测量的智能集成预测模型,训练如图 4-6。为验证智能集成模型的精确性,利用另的预测样本相同。其预测结果如图 4-7 所示,干精矿的实际值与预测值的平均误差为 0.0092%,远少于神经网络模型和经验回归模型的平均误差 0.022%和 0.034%。集成模型的预报精度达到 93%,能满足工艺要求。

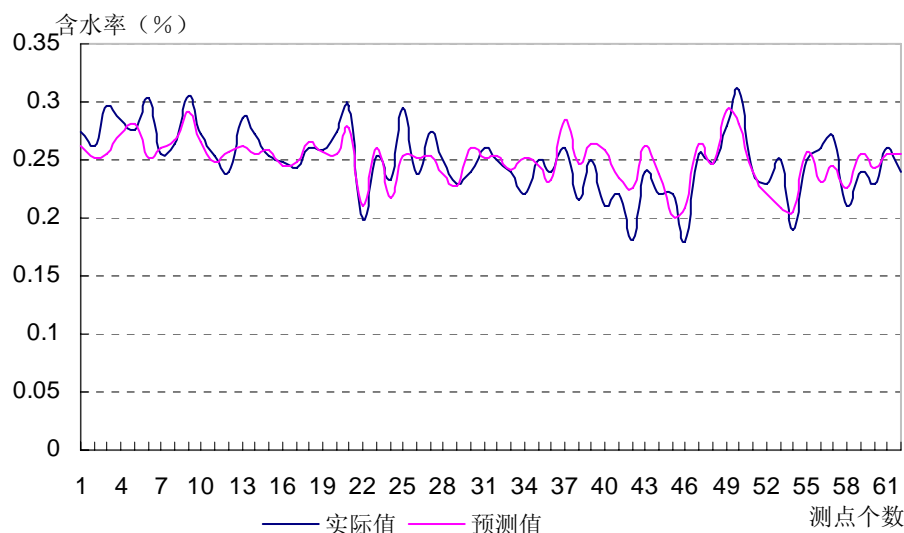


图 4-7 集成模型预测图

4.6 水分软测量模修正

4.6.1 模型修正方法

不管用何种方法建立的软测量,随着工况的变化,随着工作点的转移,加上过程的时变性以及噪声干扰等影响,软测量的精度可能会越来越低,因此软仪表的在线校正是必不可少的,软仪表的在线校正要充分发挥计算机优势,采用自学习等人工智能方法,并与离线测量手段相结合。

在线校正从理论上可以分为模型结构在线校正和模型系数在线校正两种^[48,47]。通常对软仪表的在线修正仅修正模型的参数,可以将离线分析值代入自适应算法,不断修正模型的参数,也可以用简单的增量校正方法,以离线分析值和软仪表测量值之差作为校正增量,校正系数由效果来决定。在实用中,常采用以下几种方法:

(1)模型重构

当对象发生很大变化,如精馏塔的结构发生变化,或者生产方案,生产流程发生很大的变化,此时,原来的模型可能已经不再适用,需要重新采集数据,建立新的模型,或者旧的模型作大的结构性改变。

(2)工程校正

若对象没有发生很大的变化，可用以下几种方法进行校正：

(I)加入适当的偏置量

$$Y_c = Y_s + b_0 \quad (4-32)$$

其中， Y_c 是修正后的估计值， Y_s 是修正前的估计值，它可以是正的也可以是负的，若大部份的偏差(真值-估计值)为正，则加上正偏置，反之加负偏置。加入偏置量的实质是使拟合曲线沿着Y轴方向作上下移动。

(II)加入适当的比例系数

$$Y_c = cY_s + b_0 \quad (4-33)$$

其中， Y_c 是修正后的估计值， Y_s 是修正前的估计值。 c 是修正比例系数，加入比例系数的目的是使估计曲线进行适当的扩展和收缩，使它与真值曲线幅度一致， c 值一般取0.95-1.05之间。 b_0 是偏置量。

(III)增量校正法

$$TC(K) = c \times TS(K) + a[T(K-1) - TS(K-1)] + b_0 \quad (4-34)$$

其中： $TC(K)$ 表示本次被估变量的修正值，

$TS(K)$ 表示本次被估变量的估计值，

$T(K-1)$ 表示上一次被估变量的真值(化验值)，

$TS(K-1)$ 表示上一次被估变量估计值，

a 为修正系数，

增量法的目的是要使估计值不要偏离化验值太远，如果化验间隔时间较短，该方法会取得较好的效果， a 一般取0-0.5， a 越大，修正的力度就越大。

(IV) 滤波修正

$$E_k = \begin{cases} 0 & (k=0) \\ X_A^k - X_E^k & (k>0) \end{cases} \quad (4-35)$$

$$\Delta X_k = \begin{cases} E_k & (k=0,1) \\ (1-\alpha_k)\Delta X_{k-1} + \alpha_k E_k & (k>1) \end{cases} \quad (4-36)$$

$$bias_k = \Delta X_{k-1} + (\Delta X_k - \Delta X_{k-1})(1 - e^{-\frac{t}{\tau}}) \quad (4-37)$$

$$Q_k^{upd} = Q_k^{cal} + bias_k \quad (4-38)$$

其中， k 是修正次数； X_E^k 是对应于第 k 次化验样本采样时间的计算值； X_A^k 是第 k 次分析化验值。 Q_k^{cal} 是 t 时刻的指标计算值， Q_k^{upd} 是 t 时刻的指标修正值。

第 k 次修正的偏差值 ΔX_k 是第 $k-1$ 次修正的偏差值 ΔX_{k-1} 和第 k 次计算值与化验值之间的偏差 E_k 加权求和得到的。其中， α_k 是滤波系数。式(4-37)为一阶动态响应处理，即新的化验值有一个平缓的变化过程，避免阶跃结果的产生。 $bias_k$ 是 t 时刻的修正偏差。 τ 是设备的响应时间，一般在 3τ 时间内完成旧的偏差值向新的偏差值的转换。这样经过修正的质量指标值 Q_k^{upd} 就可送给控制使用。

4.6.2 水分软测量模型修正

为了适应工况的变化，需要不定期的模拟进行修正，由于沉尘室干精矿没有在线水分分析仪的实时信号，只定时采用化验分析数据进行模拟的自学习，其学习机制如图 5-8 所示。

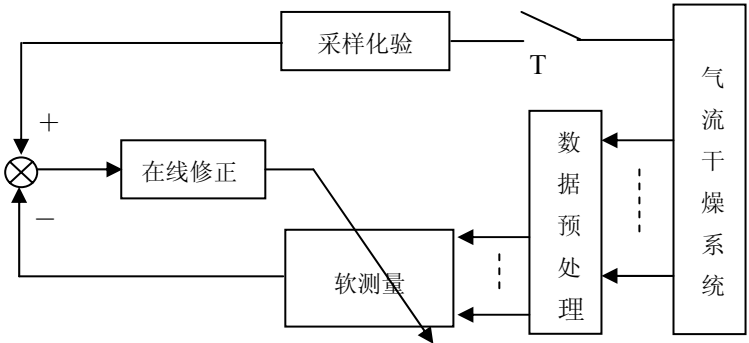


图4-8 修正模型示意图

表 4-2 给出了运用上节提到的方法对软测量模型进行修正前后(泛化数据)的精度比较。从表中可以看出，适当的修正有利于提高软测量的精度，特别是采用滤波法修正，精度有较大的提高。图 4-9 是修正前的预测曲线。图 4-10 是滤波法修正后的预测曲线。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \tilde{y}_i)^2} \quad (4-39)$$

$$MAXE = \max_{i=1}^m (|y_i - \tilde{y}_i|) \quad (4-40)$$

表 4-2 修正后精度比较

修正方案	RMSE 值	MAXE 值
未修正	0.0147	0.00064
方法(I)	0.0091	0.00051
方法(II)	0.0078	0.00053
方法(III)	0.0064	0.00050
方法(IV)	0.0042	0.00046

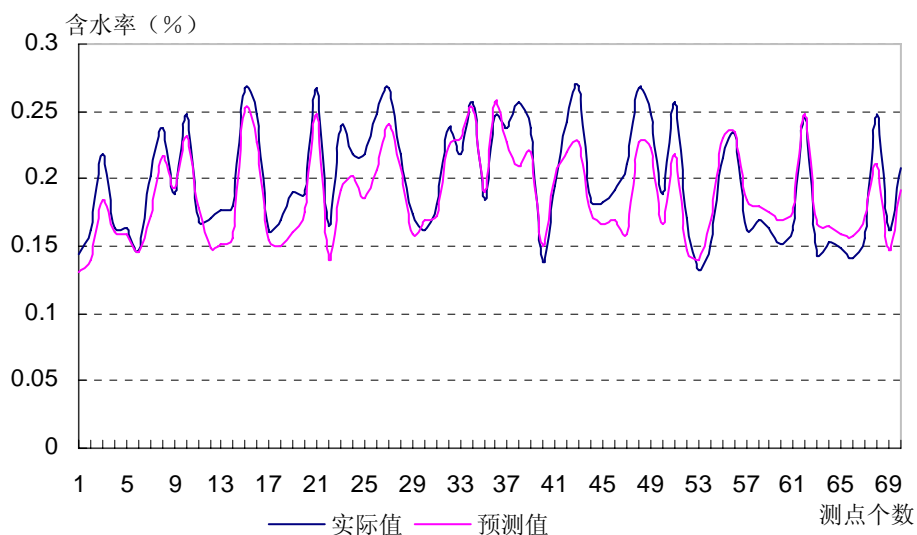


图 4-9 修正前预测图

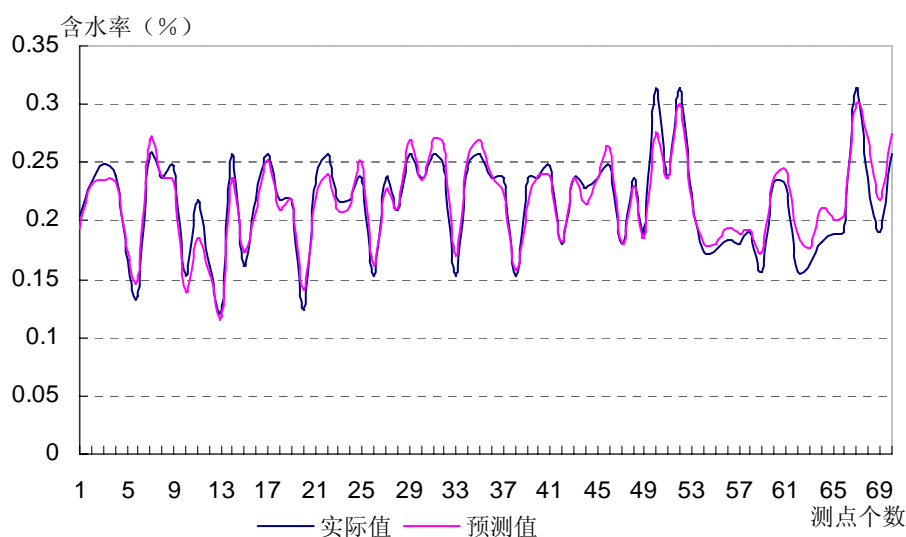


图 4-10 滤波法修正后预测图

4.7 小结

本章在前章介绍的神经网络水分软测量模型后,详细介绍了热平衡模型和经验回归模型,并在分析他们的优缺点后,提出了由神经网络模型、热平衡模型和经验回归模型组成的智能集成水分软测量模型。并介绍了模型之间的协调及修正,并进行了仿真比较,试验表明集成模型的预测精度较高,能在满足工艺许可的范围内对水分进行预测,为生产提供了有力指导。

第五章 气流干燥智能优化控制系统

5.1 控制方案

在稳定干精矿水分以满足熔炼工艺的前提下,利用目前已有的设备,如何将干燥的成本降到最低,也是本课题要解决的重要问题。本文在第四章介绍的水分软测量的基础上,结合氮气和稀释风的专家控制系统,并以它们组成一个双反馈控制系统,使的整个系统在干燥过程不着火的同时燃油量达最优值。在现有条件下,为了达到稳定含水率的同时能耗最小的目的。本文将此任务分解为两部分来协调控制,即由氮气和稀释风流量专家控制和基于软测量的燃油量控制来实现,如图 5-1 所示。图中 M_1 、 W_2 、 W_3 、 W_4 分别表示燃油量、燃烧风量、稀释风量和氮气量; K 表示燃烧风量、稀释风量和燃油量的前馈计算值,即 $K(M_1, W_2, W_3)$; K' 表示前馈计算的氮气量 W_4 ; ΔK 表示由优化控制器优化计算得到的燃烧风量、稀释风量和燃油量的调节量,即 $\Delta K(\Delta M_1, \Delta W_2, \Delta W_3)$; $\Delta K'$ 表示由氮气和稀释风专家控制得到的氮气和稀释风的调节量,即 $\Delta K'(\Delta W_4, \Delta W_3')$; Z 代表过程变量热风温度、机内负压、窑头温度、窑尾温度和沉尘室温度; Q 表示过程量重油、重油品位、烟气量、烟气含氧率、稀释风量、燃烧风量和氮气量。

前馈控制就是根据来矿量及其含水率、烟气量及其温度、期望的含水率由热平衡计算在满足风矿比、含氧率的条件下的燃油量和各风量在系统启动时的初始值,其中计算方法如下(参数的定义与第四章相同):

已知:湿精矿量 G_1 、湿精矿含水率 S_1 、利用的废热烟气的量 W_1 和温度 T_1 、烟气含氧率 $\eta_{\text{烟气}}$ 、氮气含氧率 $\eta_{\text{氮气}}$ 、重油品位 A 、风矿比取 1000、目标含水率 0.3% 求 M_1 、 W_2 、 W_3 和 W_4

(1) 由来矿量、烟气量,取风矿比为 1000,计算出要加入的稀释风和燃烧风的总量。由重油品位为 A ,查表可得消耗的燃烧风与产生的气体比为 11.384/10.7,耗氧为 $M_1 \times 2.247$,有

$$(W_1 + (11.384/10.7) W_2 + W_3 + W_4) / G_1 = 1000 \quad (5-1)$$

(2) 取窑头含氧率为 10%,有

$$\begin{aligned} & (W_1 \times \eta_{\text{烟气}} + (W_2 + W_3) \times 0.21 - M_1 \times 2.247 + W_4 \times \eta_{\text{氮气}}) / \\ & (W_1 + (11.384/10.7) W_2 + W_3 + W_4) = 10\% \end{aligned} \quad (5-2)$$

(3) 由热平衡模型,这里是第四章介绍的热平衡的逆过程,即由已知目标含

水率求燃油量。这样可得到一个关于 M_1 、 W_2 、 W_3 、 W_4 的一个方程（其详细过程参照上一章热平衡模型），有

$$F(M_1, W_2, W_3, W_4) = 0 \quad (5-3)$$

(4) 由重油的品位 A 和燃烧量，可知要匹配的燃烧风，有

$$W_2 = 10.7 \times M_1 \quad (5-4)$$

由式(5-1)、(5-2)、(5-3)、(5-4)就可以求出 M_1 、 W_2 、 W_3 、 W_4 。

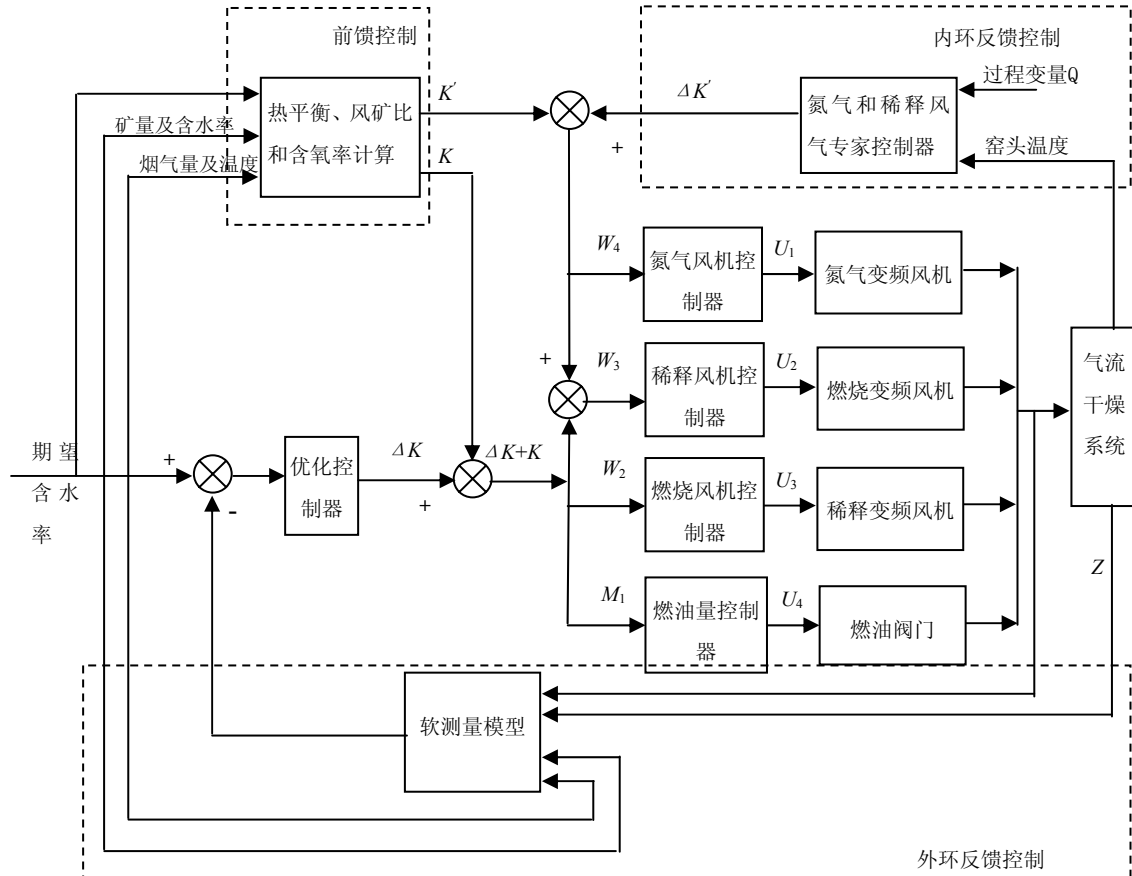


图 5-1 干燥系统优化控制框图

反馈控制包括基于氮气和稀释风专家控制的内环反馈控制和基于软测量的外环反馈控制。前者是根据过程量 Q 进行含氧率计算得到进入系统气体的含氧率，专家控制器根据含氧率和窑头温度给出氮气和稀释风的调节量，从而调节了系统内的含氧率和温度，确保系统内精矿不着火。燃油量的控制就是根据软测量的输出结果由遗传算法搜索在当前工况约束下的最佳燃油量、稀释风量和燃油量，及时改变干燥气体的温度。在这个双反馈控制的作用下，使得在稳定干精矿的水分的同时所消耗的氮气量和燃油量达到较优值，节省了生产成本。

5.2 氮气与稀释风流量专家系统

氮气与稀释风流量专家系统是针对贵溪冶炼厂目前的生产状况，在由简易试

验估测到着火点和含氧率关系的基础上, 结合现场工人的经验知识而开发的简单、实用系统, 能确保系统不着火, 并使得所耗氮气量也较小。

5.2.1 专家控制器简介

专家系统通常的理解是, 它是一个具有大量专门知识与经验的程序系统, 它应用人工智能技术和计算机技术, 根据某知识领域的一个或多个专家提供的知识与经验, 进行推理和判断, 模拟人类专家的决策过程, 以便解决那些需要人类专家才能处理好的复杂问题^[50]。简而言之, 专家系统是一种模拟人类专家解决领域问题的计算机程序系统。它主要由五个组成部分, 即知识库、数据库、推理机、解释器和接口^[27], 如图所示:

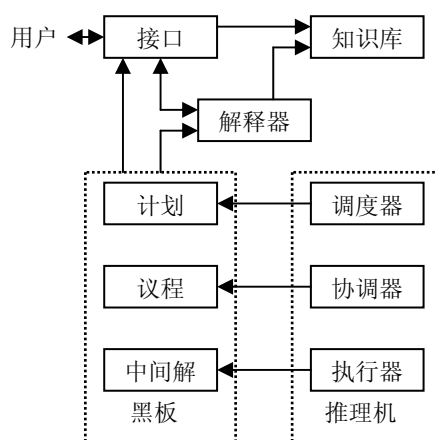


图 5-2 专家控制器简图

下面简要介绍这几部分的作用:

- (1) 人机接口: 是人与系统进行信息交流的媒介, 它为用户提供了直观方便的交互作用手段。接口的功能是识别与解释用户向系统提供的命令、问题和数据等信息, 并把这些信息转化为系统内部表现形式。另一方面, 接口也将向用户提出问题、得出的结果和做出的解释以用户易于理解的形式提供给用户。
- (2) 黑板数据库: 是用来记录系统推理过程中用到的控制信息、中间假设和中间结果的数据库。它包括计划、议程和中间解 3 部分。计划记录了当前问题总的处理计划、目标、问题的当前状态和问题背景。议程记录了一些待执行的动作, 这些动作大多是由黑板已有的结果与知识库中的规则而得到的。中间解区域中存放当前系统已产生的结果和假设。
- (3) 知识库: 它包括两部分, 一部分是已知的同当前问题有关的数据信息; 另一部分是进行推理时要用到的一般知识和领域知识。含有启发式规则和问题求解规则的规则库、事实库。这是专家知识、经验和书本知识常识的存储器。

- (4) 推理机：包括调度器、协调器和执行器。调度器按照系统建设者所给的控制知识，从议程中选择一个项作为系统下一步要执行的动作。执行器应用知识库及黑板中记录的信息，执行调度器中所选定的动作。协调器主要是当得到新的数据或新的假设时，对已有的结果进行修正，以保持结果的前后的一致性。
- (5) 解释器：它负责对推理给出必要的解释，为用户了解推理过程，向系统学习和维护系统提供方便，是用户易于理解和接受。为解决这一功能，通常需要利用黑板中记录的中间结果、中间假设和知识库的知识。

5.2.2 氮气和稀释风流量专家控制

5.2.2.1 控制方案

氮气和稀释风流量控制器是通过调节充入的氮气和稀释风来控制窑内气体的含氧率和窑头温度，从而确保精矿不着火。精矿的着火点与精矿的成分（考虑成分硫）、粒度、干燥气体温度、窑内气体的含氧率和炉料与气体的混合程度有关。而在贵溪冶炼厂，精矿的含硫率经过配料后，含硫率控制在 32~33% 之间，粒度控制在 0.5~3.0mm 之间，所以其含硫率和粒度当作常量来处理；干燥气流的温度由窑头温度检测仪而得到；窑内气体的含氧率由含氧率计算得到；炉料与气体的混合程度即风矿比，在实际生产中维持在 1000~1200m³/t，而本系统调节的氮气和稀释风的量相对较少，可将其当作常数处理。这样，精矿的着火点就只与窑头温度和系统内气体含氧率这两个因素有关，控制框图 5-3 所示。

5.2.2.2 含氧率计算

含氧率就是由稀释风、废热烟气、重油和燃烧风产生的气体和氮气组成的混合气体中氧气占的比重。

$$w_o = \frac{(W_1 \times \eta_{\text{烟气}} + (W_2 + W_3) \times 0.21 - M_1 \times L + W_4 \times \eta_{\text{氮气}})}{(W_1 + K \times W_2 + W_3 + W_4)} \quad (5-5)$$

式中 L 是燃烧重油所消耗的氧气， K 为重油燃烧所消耗的空气与其产生的气体比，这可按重油的品位查表 5-1 得到，空气含氧率取 21%，其他的参数同前。

计算方程式中，氮气来自于制富氧分离的空气，其含氧率相当低取经验值 2%；烟气的含氧率由定期化验得到；重油燃烧的耗氧和产生的烟气由燃烧重油的量与其品位来决定。不同品位重油的平均耗氧量和生成气体的情况如表 5-1。若燃烧的重油的质量为 m kg，对重油 A，则耗氧为 $2.247m$ (m³)，产生的烟气为 $11.384m$ (m³)；对重油 B，则耗氧为 $2.226m$ (m³)，产生的烟气为 $11.245m$ (m³)；对重油 C，则耗氧为 $2.163m$ (m³)，产生的烟气为 $10.899m$ (m³)。

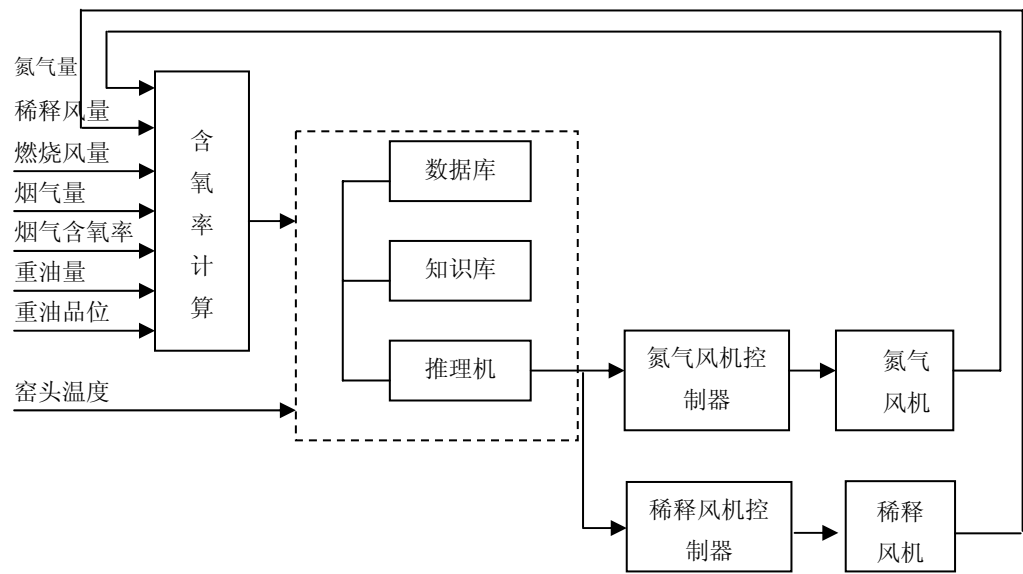


图 5-3 混合气专家控制框图

表 5-1 重油品质与耗氧参数表

种类	发热量 /kcal*kg ⁻¹	需氧气 /m ³ *kg ⁻¹	CO ₂ /m ³ * kg ⁻¹	H ₂ O/m ³ * kg ⁻¹	SO ₂ /m ³ * kg ⁻¹	N ₂ /m ³ *kg ⁻¹	合计产 生气体
重油 A	10800~10160	2.247	1.578	1.328	0.01398	8.46	11.384
重油 B	10650~10000	2.226	1.577	1.273	0.0209	8.38	11.245
重油 C	10400~9760	2.163	1.549	1.176	0.0245	8.15	10.899

5.2.2.3 专家规则

经过对配矿后的铜精矿进行实验分析，得到它的着火点与含氧率的关系：

表 5-2 某类矿含氧率与着火点对应表

含氧率（%）	14	13	12	11	10	9	8	7
着火点（℃）	502	513	527	544	568	591	621	653

考虑到以下两个因素：

- (1) 烟气含氧率、氮气含氧率分别取的是定时化验值和经验值，致使含氧率计算不很精确。
- (2) 干燥精矿成份是经过计算配合多种矿源而得的混合矿，其成分也在一定范围内波动，而计算时取得是定值。

为了保证生产的可靠性，故允许氮气在一定范围内有盈余。采用的方法是将每次增大或减少的氮气进行定量化（在本文中调节步长为 80Nm³/h），并匹配允许的温度波动范围 C₁~C₂。同时虑到氮气的分子量（28）和空气的分子量（29）相差无几，随尾气排出后不容易流走，而笼罩于整个车间上方，为防止现场操作工在无形中缺氧，设定充入最大安全许可的氮气量为 z，若需要的氮气量大于最

大安全量，则充入一定稀释风来降温。

由表 5-2 可以查出含氧率为 w_o 下的精矿着火点 $T_1=f(w_o)$ ，其中 $w(o)$ 由下式得到：

$$w(o)=\begin{cases} \text{int}(w_o)+1, & (w_o - \text{int}(w_o)) \geq 0.5 \\ \text{int}(w_o), & (w_o - \text{int}(w_o)) < 0.5 \end{cases} \quad (5-6)$$

然后与窑头温度 T_2 比较，若是 $C_1 < (T_1 - T_2) < C_2$ ，则充入的氮气量合适，若是 $(T_1 - T_2) \leq C_1$ ，则使氮气的充入量由原来的 k 增加为 $(k+80)$ (k 为 $[0, z]$ 的数)；若是 $(T_1 - T_2) > C_2$ ，则使氮气的充入量由原来的 k 减少为 $(k-80)$ ；若是此时计算要加入的氮气量比 z 多，则将稀释风 L 增大到 $(L+500)\text{Nm}^3/\text{h}$ 的流量。其中 C_1 和 C_2 是按照经验给值。

针对所获取的试验数据的特点，本系统知识表示采用产生式规则^[51,52]表示法，它的一般形式为： $P \rightarrow Q$ ， P 表示一组前提（条件或状态）， Q 表示若干结论（或动作），表示“如果前提 P 满足则可推出结论 Q ”。知识表示如下例：

- R1: if $(13.5 < w_o \leq 14.5)$ and $((T_1 - T_2) \leq 3)$ and $k \leq (z-80)$
then $k=k+80, L=L$;
- R2: if $(13.5 < w_o \leq 14.5)$ and $((T_1 - T_2) \leq 3)$ and $(z-80) < k < z$
then $k=z, L=L+500$;
- R3: if $(13.5 < w_o \leq 14.5)$ and $((T_1 - T_2) \geq 6)$ and $80 \leq k$
then $k=k-80, L=L$;
- R4: if $(13.5 < w_o \leq 14.5)$ and $((T_1 - T_2) \geq 6)$ and $k < 80$
then $k=0, L=L$;
- R5: if $(13.5 < w_o \leq 14.5)$ and $(3 < (T_1 - T_2) < 6)$
then $k=k, L=L$;
-

5.2.2.4 推理机制

知识通过获取输入计算机后，就建立了知识库，那么下面的任务是如何有效的利用这些知识，这就是推理机的任务。推理是模拟人类专家的推理的思维过程，运用已知的事实，推出合适的结论^[53]。推理机制就是采取何种策略来实现推理。由于本文有规则简单、数目少的特点，故采用前向推理来实现氮气和稀释风流量的专家规则的推理。取出某个规则集后，在规则集内部采用前向推理。前向推理（Forward Chaining）又称为正向推理，由已知的事实出发向结论方向的推理，其推理过程是系统根据用户提供的原始信息，在知识库中寻找能与之匹配的规则。

其推理算法如图 5-4 所示。记录指针首先指向该规则集的第一条记录 $q=1$ 。

令 $i=1$ ，然后匹配此记录的比较单元 i ，如果匹配不成功则继续判断这是不是规则库的最后一条记录，即判断 q 是否与记录总数 Q 相等，若是则退出匹配，若不是则继续匹配下一条规则记录。当比较单元 i 为 T 是继续判断是不是这条规则的最后一个前提，如果相等就表示该规则前提结束，调用结论，若不是表示表示该规则前提还没有结束，则令 $i=i+1$ 继续移动记录指针到下一条记录继续匹配，如此反复循环比较，直至成功匹配某条规则前提^[54]。

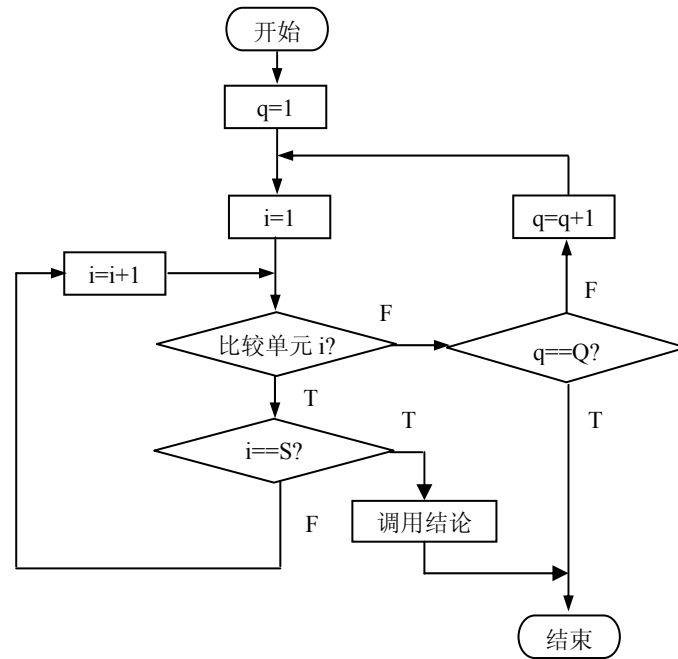


图 5-4 规则搜索匹配流程图

5.3 燃油量优化控制

根据软测量反馈的结果，在风矿比、混合气体含氧率和精矿含水率等约束下求取燃油量取最优值及其匹配的燃烧风、稀释风。从而节约能源，降低干燥成本。

5.3.1 优化模型

优化的目标函数是燃油量的最小化：

$$\min(M_1) \quad (5-7)$$

要满足的约束条件有

- (1) 为了使矿能够顺利送到干料仓，必须保证一定的风矿比，其变化范围是 1000~1200。其中 K 为重油所消耗的燃烧风与产生的气体的比。

$$1000 \leq (W_1 + K \times W_2 + W_3 + W_4) / G_1 \leq 1200 \quad (5-8)$$

- (2) 由于扩大生产，干燥的矿增加，使得干燥系统内的温度达 600 度，为了

防止着火，系统内气体的含氧率要控制在 10%以下，其中空气含氧率取 21%。

$$(W_1 \times \eta_{\text{烟气}} + W_3 \times 0.21 + W_4 \times \eta_{\text{氮气}}) / (W_1 + K \times W_2 + W_3 + W_4) < 10\% \quad (5-9)$$

- (3) 为了使得油能够充分燃烧，必须根据燃烧的油的品味和流量来提供相匹配的燃烧风，其中 B 可由表 5-1 推算出来。

$$M_1/W_2=B \quad (5-10)$$

- (4) 在优化油量的最重要的前提是确保干精矿的水分稳定，并满足生产的要求，即：

$$0.1\% \leq f(\square) \leq 0.3\% \quad (5-11)$$

- (5) 受风机、管径等实际条件的影响，每一个变量都有自身的取值范围：

$$\begin{aligned} M_1^{\min} &\leq M_1 \leq M_1^{\max} \\ W_2^{\min} &\leq W_2 \leq W_2^{\max} \\ W_3^{\min} &\leq W_3 \leq W_3^{\max} \\ W_4^{\min} &\leq W_4 \leq W_4^{\max} \end{aligned} \quad (5-12)$$

5.3.2 优化计算

为求得最小的燃油量，节省生成成本，需要对上节所述的优化模型进行寻优求解。这是一个带有等式约束和不等式约束的非线性优化问题，且等式约束中含有无法求导软测量模型（因为里面含有神经网络模型）^[55,56]，传统的优化方法和简单的智能优化方法都无法单独进行寻优，因此将两种方法有机的综合集成来完成寻优工作。用传统的混合惩罚函数法把有约束的燃油优化模型转化为无约束模型，然后采用遗传算法来寻优得到最佳的燃油值、燃烧风和稀释风^[57]。

5.3.2.1 罚函数法处理约束条件

在实际生产过程中的目标函数的最优解，往往是含有多个约束条件的，如何把一般较为复杂的有约束的最优化问题转化为简单的无约束最优化问题，再通过求出一系列无约束问题的最优解来逼近原约束最优问题的解，这也是常面临的问题。在本文中采用了混合罚函数法来处理有约束问题，约束处理过程如下：

求最小值： $f[X]$. 满足于：

$$h_j[X]=0 \quad j=1,\dots, m \quad (5-13)$$

$$lb_k \leq g_k[X] \leq ub_k \quad k=1,\dots, p \quad (5-14)$$

$$LB_i \leq x_i \leq UB_i \quad i=1,\dots, n \quad (5-15)$$

式中，5-13 式表示等式约束；5-14 式表示不等式约束；5-15 式表示边界约束。因为在遗传算法化方法中已把随机产生的变量值限定在各个变量的许可值范围内，所以这里不考虑 5-15 式的影响。

$$y_k[X] \leq 0 \quad k=1, \dots, t \quad (5-16)$$

现在将 5-14 式中的上限或下限存在的项通过移转变化为 5-16 式的形式，再加入惩罚函数后表达式变为：

$$F[X, r^{(q)}] = f[X] + r^{(q)} \sum_{i=1}^t [1/(-y_i[X])] + 1/\sqrt{r^{(q)}} \\ \times \left\{ \sum_{i=1}^m h_i^2[X] + \sum_{i=1}^t [(1 + \text{sign}(y_i[X])) / 2] y_i[x]^2 \right\} \quad (5-17)$$

式中 r 是罚因子，右端的第一项是内点法的惩罚项，其作用是使得搜索点不越出已被满足的不等式约束边界，但随着 $r^{(q)}$ 的不断减少，却可使搜索点向有效约束边界逼近。右端的第三项是外点法的惩罚项，其作用是当 $r^{(q)}$ 减少， $1/\sqrt{r^{(q)}}$ 增大时迫使搜索点从被违反的不等式约束边界的外部向内部移动，并同时靠近等式约束表示的超曲面^[58]。

罚因子 $r^{(0)}$ 的选取以及罚因子增大或缩小的规律，对无约束极小化的次数，甚至对罚函数法的成败，都有着极大的影响。用内点法时， $r^{(0)}$ 太大，或用外点法时， $r^{(0)}$ 太小，这多容易使罚函数极小化，但是其最小点离约束最优解较远，使得极小化次数增加；反之，罚函数极小点离约束最优解较近，但又可能在初次最小化时遇到困难。目前没有完整的理论可借鉴，一般都是凭借于经验^[57]。在 5-17 式的罚因子在本文中根据经验取 $r^{(0)}=1$ ， $r^{(q)}=0.05 \cdot r^{(q-1)}$ 。

5.3.2.2 遗传算法

遗传算法是基于自然选择和种群基因的一种随机搜索算法，算法中个体被编码为染色体串，其适应环境的能力由适应度来判断。基本的遗传算法包括三个操作算子：选择、交叉和变异。选择过程中，具有高适应度的个体在下一代中会复制出更多的个体，而低适应度的个体会慢慢灭绝；交叉是遗传算法的一个关键算子，比较形象的交叉操作是随机选择一对父代个体和一个交叉点，交换父代个体中该点右边的基因以形成两个子代个体，该操作并不产生新的基因，但能组合好的染色体。变异是以很低的概率新的基因，但能组合好的染色体。变异是以很低的概率进行基因突变，以在种群中产生新的基因，使种群跳出局部极小点。遗传算法区别于传统的基于梯度的优化算法是因为具有以下特征：

- (1) 遗传算法作用于一个参数集的编码而不是参数本身，二进制和十进制是两种广泛采用的遗传算法编码方式。
- (2) 遗传算法是一种多解并行搜索机制，因而一般能找到全局次优点。

- (3) 遗传算法用一个适应度函数来引导搜索, 因而能应用到不同的问题中而不要求该问题受到某些特殊的约束, 如系统的连续性和可微性等。

在求解优化问题时, 遗传算法将优化问题当作一个生存环境, 问题的一个解当作生存环境中的一个个体, 以目标函数值或其变化形式来评价个体对环境的适应能力, 模拟由一定数量个体所组成的群体进化过程, 优胜劣汰, 最终获得最好的个体, 即问题的最优解。其隐含并行性和全局搜索特性保证算法能在大区域中做快速搜索, 有较大把握寻找全局最优解^[59]。

基本遗传算法是相当简单的抽象模型, 它的运行过程是一个非常典型的迭代过程, 其设计与运算过程如图 5-5 所示。主要包含如下几个步骤: 染色体编码、初始种群的产生和种群规模的选择、个体适应度的选择与评价、遗传算子、运行参数和终止准则^[60]。

(1) 染色体编码方法

在对一个问题采用遗传算法进行求解之前, 必须对问题的解空间进行编码, 以便能够由遗传算法操作。常见的编码方法主要有两种: 二进制编码和实数编码。二进制编码使用固定长度的二进制符号串来表示群体中的个体, 求解结束后再通过解码变换成实变量。二进制编码符合模式定理, 搜索能力强, 但在编码和解码的过程中, 参变量的精度不可避免会受到影响; 实数编码基本原理与二进制编码相同, 只是实数编码的染色体是由各个实参变量构成的向量。实数编码比较直观, 求解时间较短, 精度可以得到提高, 但交叉和变异操作较为复杂, 理论上也不符合模式定理。两种编码方法各有优缺点。在本文中, 由于考虑到求解时间, 采用十进制编码的方法。

(2) 初始种群的产生和种群规模的选择

初始群体中的各个个体的基因一般可用均匀分布的随机数来构成。通过其他方法产生初始种群可能可以节省一定的繁衍代数, 但也可能过早陷入局部最优, 称之为早熟(Premature convergence)。群体中个体的数量称为种群规模, 种群规模越大, 最终进化到最优解的可能性就越大, 但计算所花费的时间也随之增长。在整个遗传算法中, 种群的规模采用一个固定的数 200。

(3) 适应度函数的选择与评价

在遗传算法中, 遗传操作主要通过适应度函数(fitness function)的导向来实现的。它是用来评估一个染色体相对于整个群体的优劣的相对值的大小。虽然通常遗传算法要求适应度函数值非负, 同时要求把待解优化问题表达为最大化问题, 但我们可以转化为求它负的最小值。为了使遗传算法能正常运行, 同时保证种群中个体的多样性, 适应度函数与优化目标函数间常采用如下变换方法: 非负变换、线性变换、幂变换和指数变换。

(4) 遗传算子

基本遗传算法通常使用下述三种遗传算子：

选择(也称复制)算子：按照某种策略从父代中挑选个体进入中间代。常用的策略有轮盘转法(roulette wheel selection)、随机遍历抽样法(Stochastic universal sampling)、局部选择法(local selection)、锦标赛选择法(tournament selection)、排序选择法(rank-based model Selection)等,本文采用轮盘转法时最常用的方法,其选择规则如下：

设群体大小为 n ，个体 i 的适应度为 f_i ，则个体 i 被选择的概率为

$$P_{ri} = f_i / \sum_{j=1}^l f_j \quad (5-18)$$

交叉算子：随机地从中间群体中取的两个个体，并按照某种交叉策略使两个个体互相交换部分染色体码串，从而形成两个新的个体。常用的交叉策略有单点交叉(one-point crossover)、多点交叉(multi-point crossover)、均匀交叉(uniform crossover)和算术交叉(arithmetic crossover)等。其中算术交叉的操作对象一般是实数编码的个体。交叉操作交换的基因越多，种群的多样性越好，但优良个体破坏的可能性也越大。

变异算子：通常按照一定的概率，改变染色体中的某些基因的值。它有多种操作方法，如基本位变异(simple mutation)、均匀变异(uniform mutation)、边界变异(boundary mutation)、非均匀变异(non-uniform mutation)和高斯变异(Gaussian mutation)等。适当的变异可以维持种群的多样性，防止早熟现象。

(5) 遗传算法的运行参数

有以下四个运行参数需要提前设定：群体大小(N)，即群体中所含个体数量、终止迭代代数(T)、交叉概率(P_c)、变异概率(P_m)^[61,62]。这四个参数对遗传算法的求解结果和求解效率都有很大的影响。因此，要合理设定这些参数，才能获得较好的效果。

(6) 终止准则

遗传算法终止条件可以利用某种判定准则，当判定出群体已经进化成熟且不再有进化趋势时就可中止算法的运行过程。常用的判定准则有下面两种。连续几代个体平均适应度的差异小于某一个极小的阈值；群体中所有的个体适应度的方差小于某一个极小的阈值。不过，一般采用终止代数这个参数来表示遗传算法运行结束条件，它表示遗传算法运行到指定的进化代数之后就停止运行。一般建议的取值范围是100~1000。

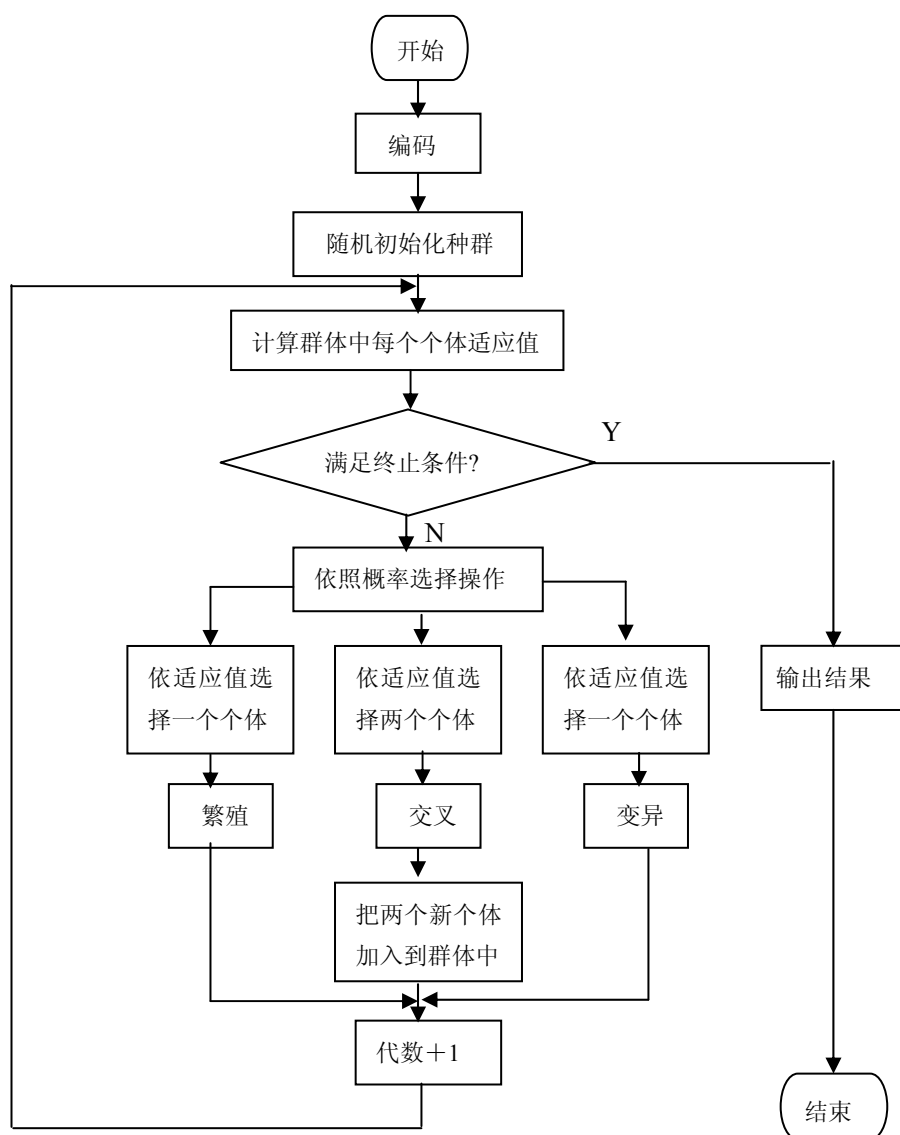


图 5-5 遗传算法运算流程图

5.4 软件实现及应用

以 Windows2000 为操作平台, 使用可视化语言 Visual C++6.0 作为前台开发工具, SQL Server 2000 作为后台数据库, 自主开发“气流干燥水分软测量及智能优化控制系统”软件, 其软件结构如图 5-6。其主要模块有过程监测、数据采集与预处理、参数曲线、参数查询、软测量模型、燃油优化、专家控制、打印与备份。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, 其界面如图 5-7、5-8 所示。

通过水分软测量及智能优化控制系统能够提供科学的参数优化操作指导, 为操作工调节工况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。把连续稳定生产 3 个月所消耗的氮气量、燃油量与此前 3 个月所耗的相应量比较，累计每天平均所消耗的氮气、燃油量分别下降了 1.4%和 0.3%，降低了能耗，提高了生产效益^[63]。

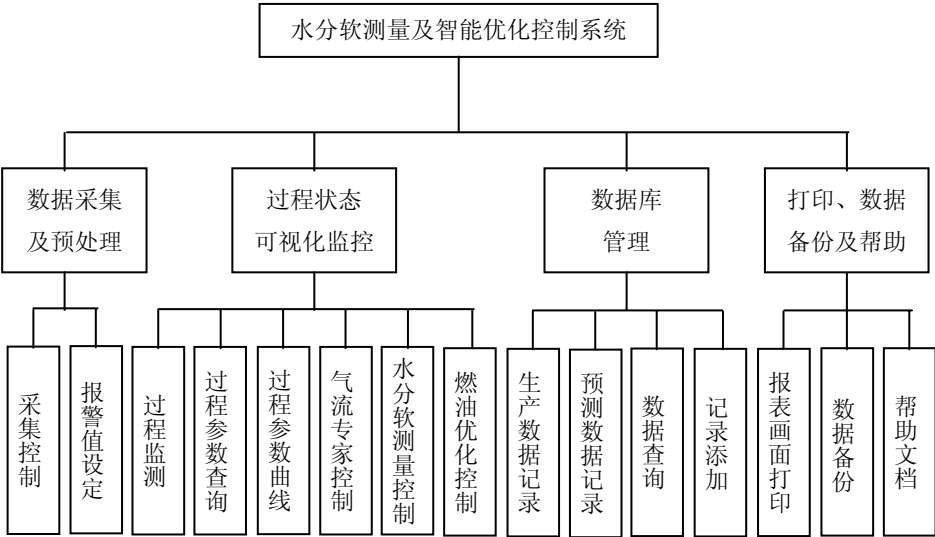


图 5-6 监控软件结构

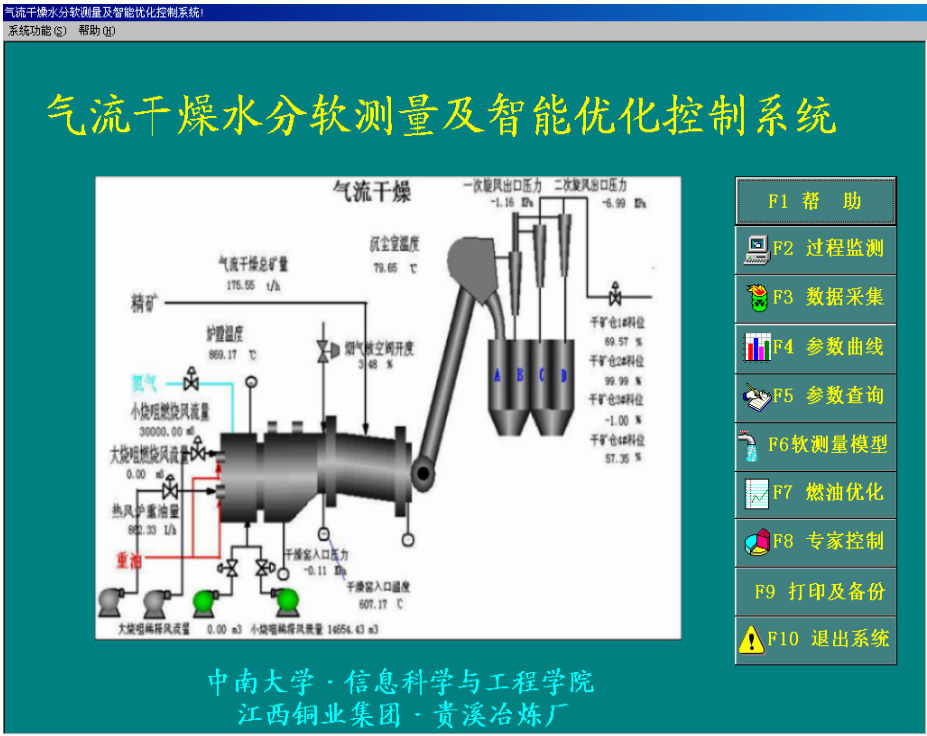


图 5-7 软件主界面



图 5-8 参数查询界面

5.5 小结

本章结合贵溪冶炼厂气流干燥现场的实际，提出了一个由氮气和稀释风专家控制系统和基于软测量燃油优化控制系统组成的双闭环控制系统。氮气和稀释风专家控制是改变系统内气体的含氧率或者温度确保窑头不着火，基于软测量的燃油优化控制是通过水分软测量模型对水分的预测结果，通过遗传寻优得到燃油量、燃烧风和稀释风的最佳设定量，降低能耗。

第六章 结论与展望

6.1 结论

气流干燥是闪速熔炼生产过程中一个极为重要的工序,保证入炉料含水率稳定在某一个范围是闪速熔炼生产的前提。本文针对入炉精矿含水率难检测问题,分析研究了软测量技术的基本概念、研究方法、工业应用等内容。就辅助变量的选择、现场数据的处理及校正以及软测量模型的建立和校正做了分析,并对整个气流干燥系统做了优化控制研究。使得在稳定水分满足生产工艺要求的条件下,能耗最小。

针对气流干燥过程,在对其进行机理分析和总结现场工人的经验的基础上,选取了11个过程变量作为辅助变量,经过数据处理,建立了一个三层BP的神经网络模型;由干燥过程的热传递机理,结合生产经验,建立了简化的热平衡模型;总结多年的现场工作经验,分析了沉尘室温度和含水率的关系,得到了基于经验回归的水分软测量模型。在分析三个模型的优缺点的基础上,提出了由它们组成的智能集成软测量模型。试验表明:集成模型在智能协调组合下能扬长避短较精确地预测干精矿的水分。

为了稳定满足生产含水率的前提下能耗最小,建立了一个由氮气和稀释风流量专家控制和基于软测量的燃油优化控制组成的双闭环优化控制系统。前者是根据当前的窑头温度、生产工况,及时添加适量氮气和稀释风来确保精矿不着火;后者是根据软测量预测的干精矿含水率,通过遗传算法来寻优得到燃油量、燃烧风和稀释风,确保燃油量最少,节约成本。

6.2 展望

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

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

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

方面。

(3) 目前的氮气和稀释风流量控制中, 由于不知道精矿在不同温度、不同含氧量下的着火点的精确对应, 使得充入的氮气和稀释风不一定是最优值, 有必要研究含氧率和着火点的精确数学模型, 使得尾气带走的热量最小, 能耗最低。

参考文献

- [1] 朱祖泽, 贺家齐. 铜冶金学, 北京: 科学出版社, 2003.177~186
- [2] 姚绍芸. 论贵溪冶炼厂气流干燥系统技改方案. 铜业工程, 2001, 3: 21~24
- [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] 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
- [5] 朱学峰. 软测量技术及其应用. 华南理工大学学报, 2002, 30(11): 61~67
- [6] 罗荣富. 软测量方法及其工业应用. 第六届过程控制科学报告会论文集. 上海交通大学出版社, 1993, 324~329
- [7] Åström K J, Hägglund T. the future of PID control. Control Engineering Practice, 2001, (11): 63~1175
- [8] Kouji T, Masafumi K. Structural analysis of robust control systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(1): 125~132
- [9] Huang S N, Tan K K, Lee T H. An improvement on stable adaptive control for a class of nonlinear systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(8): 1398~1403
- [10] 扬斌, 田永青, 朱仲英. 智能建模方法中的数据预处理. 信息与控制, 2002, 31(4): 380~384
- [11] 赵捧, 蒋慰孙. 一种工业过程数据校核方法及其在精馏过程中的应用. 炼油化工自动化, 1997(3): 43~46
- [12] 罗刚, 张缙. 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
- [13] 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
- [14] Mcacvoy T J. Contemplative stance for chemical process control. Automatica, 1992, 28(2): 441~442
- [15] 王旭东, 邵惠鹤. 神经网络建模与软测量技术. 化工自动化与仪表, 1996, 2: 28~31
- [16] 王雅琳. 智能集成建模理论及其在有色过程优化控制中的应用研究. [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2004

- [17] Eduard L B, Jesús B Z, Oscar G D, 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
- [18] 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
- [19] Aguiar H C, Filho R M. 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] Valdés J J, Barton A J. 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, vol3, 2003. 1945~1950
- [21] Joseph B, Brosilow C. Inferential control of process: Part I Steady state analysis and design. *AIChE J*, 1978, 24(3): 485~491.
- [22] 张明君. 低定量纸张水分的软测量方法. *仪器仪表学报*, 1997, 18 (6): 643~645
- [23] 范秀兰, 马欣等. 软测量技术及其在工业生产过程中的应用. *自动化仪表*. 1999, 20(2): 1~3
- [24] 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
- [25] 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
- [26] 孙强. 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
- [27] 蔡自兴. 智能控制. 北京: 电子工业出版社, 2004
- [28] <<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. 64~84
- [29] Chen S, Billings S A. Neural networks for nonlinear dynamic system modeling and identification. *International Journal of Control*, 1992, 56(2): 319~346
- [30] 吴晓汉, 王金春等. 基于神经网络的软测量技术及应用. *自动化与仪器仪表*, 1998, 76(2): 16~19
- [31] 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

- [32] 吴晓汉, 王金春. 基于神经网络的软测量技术及应用. 自动化与仪器仪表, 1998, 6(2): 16~19
- [33] 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
- [34] 李勇刚, 桂卫华, 胡燕瑜. 基于PCA 的多神经网络软测量模型及其在工业中的应用. 小型微型计算机系统, 2004, 25(10): 1781~1784.
- [35] 杨延西, 刘丁, 李琦等. 基于BP-GA混合学习算法的神经网络短期负荷预测. 信息与控制, 2002, 32(3): 284~288.
- [36] 苑希民, 李鸿雁, 刘树坤等. 神经网络和遗传算法在水科学领域的应用. 北京: 中国水利水电出版社, 2002
- [37] 董伟平. 神经元网路在软测量应用中的工程技巧. 石油化工自动化, 1998(5): 23~26.
- [38] 潘丰, 林金星. 基于神经网络的柠檬酸蒸发过程软测量研究. 测控技术, 2004, 23(8): 17~19
- [39] 靳其兵, 谢祖嵘, 彭月祥. 基于神经网络的软测量技术及应用. 冶金自动化, 2001, (5): 6~8
- [40] 尚长军, 陈曦, 钱积新. 基于PCA—BP神经网络的精馏塔产品组成软测量模型. 工业仪表与自动化装置, 2003, 4: 33~36
- [41] 吕砚山, 赵正琦. BP神经网络的优化及应用研究. 北京化工大学学报, 2001, 28(1): 67~69
- [42] 仲蔚. 软测量与先进控制策略研究及在石油化工过程中的应用: [博士学位论文]. 上海: 华东理工大学, 1999
- [43] Adilson J A, Rubens M F. Soft sensors development for on-line bioreactor state estimation. Computers and Chemical Engineering, 2000, 24(5): 1099~1103
- [44] 张尧庭, 方开泰. 多元统计分析引论. 北京: 科学出版社, 1996
- [45] 陈希孺, 王松桂. 近代实用回归分析. 南宁: 广西人民出版社, 1984
- [46] 中国科学院数学所. 用数理统计方法. 北京: 科学出版社, 1979
- [47] 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
- [48] 郭彦, 邱彤, 何小荣等. 气体分馏装置软测量模型在线修正策略的研究. 计算机与应用化学, 2004, 21(3): 407~410
- [49] 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
- [50] Yang C H, S D Y. Expert control system for the coal blending process in an iron and steel corporation, Trans.of NFsoc, 1999, 9(2): 399~404

- [51] Joseph G, Gray R. Expert systems principles and programming. China machine press, 2002
- [52] Yang C H. Expert optimized control technique for electrolysis of zinc. Transaction of Nonferrous Metals Society of China, 1997, 7(4): 133~137
- [53] 刘云彩, 杨天钧. 人工智能高炉冶炼专家控制系统的开发. 钢铁工业自动化技术应用实践, 北京: 电子工业出版社, 1995
- [54] 阳春华, 段小刚, 王雅琳等. 烧结法生产氧化铝生料浆的配料专家系统设计. 中南大学学报, 2005, 36(4): 648~652
- [55] 张帆, 邵之江, 仲卫涛等. 基于神经网络的在线优化软件的设计与实现. 机电工程, 2000, 17(2): 59~62
- [56] 陈霁威, 乐慧丰, 黄道. 基于神经网络和遗传算法的在线优化软件设计与实现. 华东理工大学学报, 2002, 28(4): 419~422
- [57] 张定华, 桂卫华, 王雅琳. 一种对集建模与优化软件中表达式的解析方法, 计算机应用研究 (被录用)
- [58] 张定华, 桂卫华, 王雅琳. 复杂工业过程智能优化软件原型机. 控制工程, 2005, 12(5): 401~404
- [59] Wen F S, Chang C S. Probabilistic approach for fault section estimation in power systems based on a refined genetic algorithm. IEEE Proc-Gener Transm Distrib, 1997, 144(2): 160~168
- [60] 陈国良. 遗传算法及其应用. 北京: 人民邮电出版社, 1996
- [61] Mitsuo G, Cheng R W, Genetic algorithms and engineering design, New York: Wiley, 1997
- [62] 王凌. 智能优化算法及其应用. 清华大学出版社, 2001
- [63] 张定华, 桂卫华, 李勇刚, 阳春华, 王雅琳. 闪速熔炼气流干燥优化控制系统的设计与实现. 信息与控制, 2006, 35(3)(被录用)

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、谢永芳副教授和王雅琳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。还要感谢科研室的朱红前、彭晓波、陈勇、彭勃、杨旭坤、马杰，蒋朝晖、滕婧等同门师兄的帮助。

最后，忠心感谢我的父母、姐姐在我漫长的求学生涯中的支持、鼓励和关心。

张定华

2006 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. 973 基础课题研究“复杂生产制造过程实时智能操作优化理论与方法研究”（2002CB312203）。
2. 发改委资助项目“江西铜业集团有色金属闪速冶炼过程综合自动化系统产业化示范工程”。

发表论文：

- [1] 张定华, 桂卫华, 王雅琳, 滕婧. 复杂工业过程智能优化软件原型机, 控制工程, 2005, 12(5): 401~404
- [2] 张定华, 桂卫华, 王雅琳. 一种对集建模与优化软件中表达式的解析方法, 计算机应用研究, 2006, 4
- [3] 张定华, 桂卫华, 胡志坤, 彭勃. KJ2005 监控系统软件的设计与实现, 计算机应用研究, 2006, 10(录用)
- [4] 张定华, 桂卫华, 李勇刚, 阳春华, 王雅琳. 闪速熔炼气流干燥优化控制系统的设计与实现, 信息与控制, 2006, 35(3)(录用)