

摘 要

本文在对一套 110kV 变电站绝缘在线监测系统硬件结构深入了解的基础上对其监测方法、信号处理算法、诊断方法等部分进行了分析与探讨。该系统主要是完成对变电站内的容性设备与避雷器设备绝缘的在线监测,并根据监测参数作出故障诊断。

(监测方法采用了以谐波分析法为基础的针对不同类型设备的算法,可以获得有利于故障诊断的监测参数。

信号处理是本文的主要工作之一,提出了自适应同步采集法,并结合数字滤波、定点线性插值、软件补偿等过程,可较好地获得适于 FFT 分解的信号数据;尝试将小波分析应用于在线监测信号的除噪,计算机仿真结果表明它是有效的,并就它于在线监测中更广泛与深入的应用进行了探讨。

诊断方法是本文的另一个侧重点,尝试将神经网络应用于氧化锌避雷器的故障诊断中的一个方面,应用实例表明它能在一定范围内减小复杂的环境与气候条件对氧化锌避雷器故障诊断的影响,减少误判与漏判的发生。

对本系统硬件部分有较为深入的了解,它的双 A/D 双通道并行采集结构,结合合适的程控放大与滤波电路等前置处理,有效地减小了干扰的介入,提高了信噪比。

关键词: 在线监测 绝缘 信号处理 小波分析 故障诊断 神经网络

ABSTRACT

On the basis of in-depth understanding of hardware structure of a suit of transformer substation insulation on-line monitoring system, the parts such as monitoring methods, signal processing algorithm, diagnosis methods are analysed and discussed in this paper. This system is used to test the insulation of capacitance installations and arresters, diagnose the faults by the monitoring parameters.

About the monitoring methods, the algorithm based on harmonic analysis method corresponding to different kinds of installations is used in this paper. It can obtain the monitoring parameters beneficial to fault diagnosis.

The signal processing is one of the main work of this paper, the adaptive synchronous acquisition is put forward in this paper, combining with digital filter, fixed-number linear interpolation algorithm, software compensation, etc., signal data suitable for FFT decomposition can be acquired easily. In this paper signal denoising is tried with the use of wavelet analysis, the result of emulator makes it clear that this method is effective. More wider and in-depth applications in the area of on-line monitoring are discussed later.

The diagnosis methods are another emphasis in this paper, an approach with the use of mental neural network is used in one area of fault diagnosis of metal oxide arrester. The application instance makes it clear that it can minish the effect that intricate environment and climate affect the fault-diagnosis of MOA, and at the same time reduce the occurrence of wrong-judgement or missing-judgement.

The hardware section of this system is understood well, its two A/D modules and two channels sampling structure combining with the preceding processing section such as suitable program-controlling amplifier and filter, can decrease the disturbance and enhance the SNR(signal noise ratio) effectively.

keywords: On-line monitoring, Insulation, Signal Processing, Wavelet Analysis, Fault Dignosis, Neural Network

目 录

第一章 绪 论.....	(1)
§ 1.1 课题的提出及意义.....	(1)
§ 1.2 变电站绝缘在线监测及故障诊断的现状与发展趋势.....	(2)
§ 1.3 本系统的组成及特点概述.....	(4)
§ 1.4 本文的主要工作.....	(5)
第二章 系统硬件结构.....	(6)
§ 2.1 设计思想与总体框架.....	(6)
§ 2.2 硬件系统组成分析.....	(7)
§ 2.2.1 现场干扰分析.....	(7)
§ 2.2.2 传感器与信号线.....	(8)
§ 2.2.3 滤波环节.....	(9)
§ 2.2.4 程控放大环节.....	(10)
§ 2.2.5 数模转换环节.....	(11)
§ 2.2.6 其他部分.....	(15)
第三章 数字信号处理部分.....	(17)
§ 3.1 监测原理.....	(17)
§ 3.1.1 容性设备的监测.....	(17)
§ 3.1.2 避雷器设备的监测.....	(19)
§ 3.1.3 谐波分析法基本原理.....	(20)
§ 3.2 信号预处理算法.....	(21)
§ 3.2.1 自适应同步采集法.....	(22)
§ 3.2.2 定点线性插值算法.....	(25)

§ 3.2.3 软件补偿方法.....	(26)
§ 3.3 小波分析于在线监测中的应用研究.....	(29)
§ 3.3.1 引言.....	(29)
§ 3.3.2 小波变换时频分辨率特性.....	(30)
§ 3.3.3 小波函数的引入.....	(33)
§ 3.3.4 Mallat 塔式算法.....	(34)
§ 3.3.5 小波除噪原理与方法.....	(35)
§ 3.3.6 小波变换于变电站绝缘在线监测中的应用前景.....	(40)
§ 3.4 现场实测.....	(41)
第四章 人工神经网络诊断初步.....	(44)
§ 4.1 神经网络基本原理.....	(44)
§ 4.1.1 基本概念.....	(44)
§ 4.1.2 人工神经网络的特点及发展.....	(44)
§ 4.1.3 人工神经网络的分类.....	(46)
§ 4.2 神经网络在 MOA 故障诊断中的应用研究.....	(47)
§ 4.2.1 MOA 故障诊断中常规方法存在的问题.....	(47)
§ 4.2.2 参数模糊隶属函数的获取.....	(48)
§ 4.2.3 人工神经网络学习算法.....	(50)
§ 4.2.4 实例分析.....	(52)
§ 4.2.5 结论.....	(54)
第五章 全文总结.....	(55)
参考文献.....	(57)
攻读硕士学位期间发表的论文.....	(60)
致谢.....	(61)

第一章 绪 论

§ 1.1 课题的提出及意义

随着我国国民经济迅速向前发展的要求, 电力系统的电压等级越来越高, 系统容量越来越大, 所用电气设备的数量也随之迅速增加。因而保证这些电气设备长期正常的工作状态就显得尤为重要。作为其重要组成部分的绝缘结构的机电性能的好坏往往成为决定整个电气设备寿命的关键所在, 例如通过对 110KV 及以上的电力变压器的 93 次事故原因分析^[1], 其中由于匝绝缘、引线及对地绝缘、套管绝缘所引起的各类事故约占 43%、23%和 15%, 而由铁芯、分接开关等引起的非绝缘事故仅占 20%以下。电力系统长期运行经验表明: 60%以上的设备事故属于绝缘事故。因此, 高压电气设备不仅在出厂前要依照各种标准进行型式试验和例行试验, 在投运前要进行交接试验, 而且更多的是要在运行过程中定期进行预防性试验, 以确认该设备处于一种良好的运行状态。

根据过去长期运行经验及研究而逐步确立起来的预防性试验项目, 为确保电气设备的安全运行发挥了极大作用。然而其中存在的问题及若干判断的失效也不容忽视。如安徽省某电力局一台 $110/\sqrt{3}-0.0066$ 耦合电容器的停电试验完全合格, 但运行不到三个月就发生爆炸。一台 220KV 油纸电容式互感器在停电预试中加 10KV 电压, 测得 $\tan\delta$ 为 1.4%, 小于规程中的临界指标 1.5%, 但在投运后就爆炸了。众多失效判断的例子让我们对停电预试不能完全放心, 究其原因可从以下几点分析:

1. 试验电压低; 当前变电设备中有很很大一部分的运行相电压为 $110/\sqrt{3} \sim 500/\sqrt{3}$ KV, 其工作电压已远高于其预防性试验电压 (10KV), 一些设备隐含的缺陷难以在相对而言如此低的试验电压下表现出来。
2. 一些测试条件缺乏与真实运行条件的可比性; 如当前测绝缘电阻 R 时所加的是直流电压, 对于一些串联介质组成的绝缘结构 (如氧化锌避雷器, 它由若干阀片层叠而成), 正常运行状况下所加的是交流电压, 电压分布与串联介质的电容大小成反比, 而在稳态直流时是按串联介质的电阻大小成正比。二者的差异是显而易见的。
3. 一般而言, 停电试验的周期比较长, 运行中出现的问题难以及时发现, 使故障进一步恶化。而且常规的停电试验会使电力部门的正常运转受到影响, 且须花费大量的人力、物力, 造成相当大的经济开销。

总之,“等效性”与“经济性”是停电预试中存在的两个主要问题,如果能在高压电气设备运行时利用运行状态下的电压、电流等各种参数对设备的绝缘状况进行分析、判断,以至作出最后的结论,则无须定期停电,这两个问题也可以基本得到解决,这就是在线监测的主要着眼点,它可以在许多方面弥补停电预试中的不足,有望成为绝缘预防性试验中的一个重要组成部分:

- 1.它反映了设备的真实运行条件下的状态,大大提高了试验的“等效性”。
- 2.可大大减少停电时间。无论从电网的方便运行与经济效益方面考虑,其收益是可观的。
- 3.可取得大量的运行状态监测数据,便于进行统计与分析,以作出更为可靠与有效的判断。
- 4.便于实现计算机管理,可方便地与报警系统相连,当某设备被诊断有故障时可及时报警。易于将其集成到变电站的综合自动化系统中,实现绝缘监测的自动化管理。

从国内外设备维修进步的过程来看,大致经历了以下几个步骤:事故后维修→预防性维修→生产中维修→改进性维修→维修预防→预测维修。预测维修即所谓状态维修是当前众多国家在这方面的发展方向,其基础就在于在线监测与诊断技术。50年代美国GE公司就提出从定期维修向状态维修转移。日本等国在70年代也着眼于这方面的发展。我国在60年代就对这一问题有所认识,但目前实用中大多仍是定期维修,由于维修时间一般过于保守,造成不必要的人力、物力的浪费,所以作为其中一个组成部分的高压设备绝缘在线监测技术的发展是大势所趋。近几年来,随着传感器技术、计算机技术、光纤技术等新科技在我国的迅速发展,绝缘在线监测技术也有了长足的进步,并有了一些实用的产品问世。

本文参与研制的这套变电站绝缘在线监测系统就是对变电站内一些设备的绝缘状况进行监视,便于及时发现有问题设备并对其进行状态维修。力图随着以后此类系统的不断完善,能成为高电压设备预防性试验中的一个重要组成部分,以提高预防性试验的可信性与经济性。

§ 1.2 变电站绝缘在线监测及故障诊断的现状与发展趋势

目前,在国内变电站绝缘在线监测技术的研究方兴未艾。主要集中于如何将原始信号尽量不失真地获得,如何运用一些信号处理方法将所取得的信号数据进行分析与处理,以获得能较为准确反映设备绝缘状况的参量。但在如何根据所得的参量进行故障诊断时,尚停留在一般的越限判断上。也就是说监测技术已有了很大的发展,但诊断方法尚待更深入的研究。

按照现场控制或布置方式,现有的在线监测装置和系统大致可分为以下几种:

- 1.集中式监测^[5]:即采用屏蔽电缆将被测信号全部引入主控室进行集中检测、数

据处理与故障诊断。这种系统操作方便,可实现对多台设备进行自动巡回监测。如天津电力试验研究所研制的 500KV 变电站计算机绝缘在线监测系统能在运行条件下自动完成测量、计算、分析、判断以及故障追忆等功能。监测参数有:系统电压、周波、交流泄漏电流等,并可对电流、电压的波形进行谐波分析。其监测范围包括:500KV 的全部设备和 220KV 的甲段母线设备。该系统高压设备交流泄漏电流的抽取,采用了 I/V 变换器,因而排除了断开地线和末屏带来的不安全感。华中理工大学电子与信息工程系于 1995 年研制完成了一套 HS-III 型高电压设备绝缘在线监测系统,完成对变电站内变压器套管,避雷器等设备的状态参数的监测,并建立了相应的数据库,各种操作(如设备监测,数据查询与统计,数据分析等)均由电站主控室中的主计算机控制,还可通过公用电话网实现远程遥控监测与数据传送。西安交大于 1991 年与咸阳供电局合作研制了 JYC-III 型测试系统,也完成了类似的监测功能。由于这种系统要对多台设备实现集中监测,所以长距离电缆的铺设必不可少,因此较弱的被测信号也要经过长距离的传输,为防止干扰的介入,系统对电缆的屏蔽性能与对原始信号的预处理能力要求很高。

2.分散式监测:也称便携式检测,即将检测装置带到现场配以分散的传感器对设备进行带电检测。如重庆大学电气工程系研制的 MCM-1 型 MOA 阻性电流微机测试仪,它采用高次谐波法测量 MOA 阻性电流,对被测信号进行了模拟与数字滤波处理,并配以良好的屏蔽措施,使其抗干扰能力较强。它避开了电压互感器的接线操作,可大大减小相间电容引起的相间干扰。操作简单、安全。东北电力试验研究院研制的 MOA 阻性电流测量仪除能测量总泄漏电流、阻性与容性电流分量外,还能测量阻性基波峰值和电压的高次谐波,它配有高灵敏度的钳型电流互感器和电压隔离器,且具有校正现场避雷器的相间干扰和电压谐波分量对测量结果的影响的功能。目前国内一些研究部门基于不同原理开发了多种阻性电流测量仪,有诸如谐波分解法、补偿法、三次谐波法等。这无疑推动了在线监测技术在实际中的推广应用。这种分散式检测方式工作量较大,在严格意义上来讲是一种带电检测。

国外对绝缘在线监测技术的发展也做了很多工作。如澳大利亚研制的用于电流互感器及变压器套管介损角在线监测的装置,它采用高速计数器对被测信号与标准正弦信号之间的相位差进行测量,并实时显示数字化测量结果,其分辨率可达 0.1mrad 。南非的研究人员则是采用比较的方法,以介损角很小的高压电容器上的电压作为标准电压,将被试品上的电流信号与标准电压信号进行相位比较来对设备的介损正切值进行在线监测,这套系统被用于测试套管和 CT 的介损值。日本也采用相位比较法用于电力电缆的 $\text{tg}\delta$ 值的测量。在诊断方面,日本已研制出绝缘诊断专家系统^[1],采用东京电机大学开发的知识型专家系统开发工具 COMEX,大多数超高压变电站已采用了专家系统实现故障诊断。国内在这一方面还有相当大的差距。

综合以上情况,国内在高压设备绝缘在线监测技术方面的研究尚大有潜力

可控,随着许多新技术的引入与在实际中的应用,它的发展前景是很乐观的。在信号的监测与处理方面,随着高精度传感器技术、计算机硬件技术与数字信号处理技术的迅速发展,将其应用于现场中的数据采集与处理,解决抗干扰与稳定性问题尚大有可为,为后面进行准确的故障诊断打下坚实的基础,这将是今后的一个重要研究方向。另外在诊断方面,神经网络、专家系统等人工智能技术的引入将对传统的越限判断以有力的补充,它可以克服过去人工搜集、整理数据的繁重劳动,也可以使有经验的专家的专长不受时间与空间的约束,为更多的专业工作者提供咨询或建议。使一些复杂情况下的故障诊断更为迅速与可靠。近年来发展起来的模糊数学、小波分析、分形理论等信号处理方法进一步加速了人工智能技术的实用化进程。因此故障诊断的智能化将是今后要面临的另一个重要课题。

§ 1.3 本系统的组成及特点概述

本文参与开发的这套系统主要是对 110KV 变电站内的电容性设备(变压器套管、电流互感器等)与避雷器设备实现在线监测。根据本文所采用的测量原理,选取 PT 二次侧的电压信号与所测设备的电流信号作为模拟输入量,通过一系列硬件通道完成数据的变换、传输与采集,然后运用数学方法对已离散化的信号数据进行分析与处理,以得到本系统作出诊断所需的一些监测参量。对电容性设备有 $\lg\delta$ 、电容值、泄漏电流等,对阻性设备有全电流、阻性电流、功耗等。这套系统属于前面所述的集中式系统,主控室内的计算机系统由上下位机组成,符合“危险分散”的原则,可提高系统的稳定性与可靠性。从整个系统出发,它的组成可分为两个部分:硬件部分与软件部分。如图 1.3.1 所示:

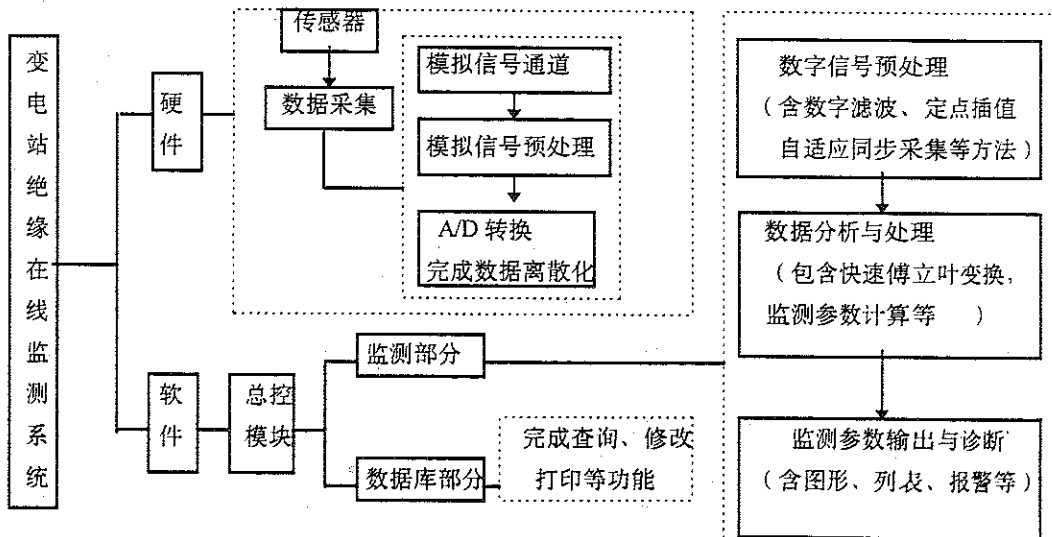


图 1.3.1. 变电站绝缘在线监测系统总体框图

针对变电站现场实际情况与应用要求,本系统采用了一些较新的和有针对性的思想和方法,有它自己的特点:

1. 提出了自适应同步采集法用于数据预处理。它在一定硬件支持下, 由软件实现, 可实现双通道整周期并行采集, 大大减小了 FFT 分析中的频谱泄漏, 且对电网频率波动具有自适应能力。
2. 尝试将小波分析用于系统中噪音(由 A/D 量化误差、模拟通道、传感器产生的)的降低, 以提高信噪比。反之, 模拟与数字滤波器对于这种白噪声的消除是不能令人满意的。计算机仿真结果表明这种方法是有效的。
3. 本文尝试将神经网络用于氧化锌避雷器(简称 MOA) 的在线监测, 尽管尚不成熟, 但其作用是显而易见的, 希望能为以后绝缘在线监测的智能化起到抛砖引玉的作用。
4. 本系统配有一台定时启动时钟, 可定时接通主机电源以完成监测任务, 平时系统处于断电状态, 可有效延长系统寿命。
5. 系统监控软件具有友好的图形界面, 操作简便, 可实现手动或自动巡回监测。它本身所带的数据库系统方便了设备的管理、历史数据的整理与统计, 为实现正确的故障诊断提供了可信的依据。

本文第二章将介绍本系统硬件的总体框架, 并就其中的一些重要的组成部分作了简单分析。第三章将重点讨论软件部分中的信号处理与分析部分, 将一些较为实用与有效的方法作较为详细的阐述与讨论。第四章将对神经网络用于 MOA 在线监测中的故障诊断作一些尝试, 并将讨论一应用实例, 以证明其有效性。第五章将对全文作简要的总结, 并对系统的进一步完善提出一些建议与展望。

§ 1.4 本文的主要工作

整个系统的研究工作是集体智慧的结晶, 本文主要作了以下几个方面的工作:

1. 信号处理方面: 提出了适用于本系统的自适应同步采集法, 对电网频率波动具有自适应性, 可较准确的实现整周期采样, 减小 FFT 分解的频谱泄漏误差。综合运用了数字滤波、定点线性插值、软件补偿等方法处理数字信号, 适合于本系统数据采集与信号分析的特点。尝试将小波分析用于信号中白噪声的消除, 计算机的仿真结果表明它是有效的, 其后讨论的于在线监测中的应用前景是令人乐观的。
2. 尝试将神经网络用于 MOA 在线监测中的故障诊断的一个方面, 应用实例表明它能在一定范围内较好地帮助减小环境与气候因素所引起的误判与漏判的发生。为以后故障诊断的智能化作一点初步尝试。
3. 参与讨论了本系统中主要硬件的设计思想与方案, 对硬件结构有较为深入的了解, 使其与软件处理能更好地配合。利用电阻切换获得 MOA 全电流信号的方法, 对定时器的“看门狗”等抗干扰技术提出了自己的看法。
4. 进行了上下位机主要硬件的安装调试和系统软件的现场调试工作。

第二章 系统硬件结构

这套监测系统所要处理的原始信号是通过电压和电流传感器从设备方取得的, 这些信号随设备的不同而呈现不同的特性, 而且往往与高电压设备是共地的。很显然, 对于这类信号是不宜直接与计算机相连进行集中处理的, 而须经过一系列的信号隔离、转换、数据采集等过程, 最终得到计算机可以接受与处理的数据, 这就是本系统硬件所完成的主要工作。

§ 2.1 设计思想与与总体框架

本系统的主要功能是完成对一 110KV 变电站的变压器套管、电流互感器、避雷器等高电压设备的运行状况进行在线监测, 根据现场情况及实际要求, 对系统硬件设计提出了以下几点要求:

1. 需采集六路 PT 侧电压信号及套管、CT、耦合电容器、避雷器等设备的共 25 路电流信号, 同时要求能实现自动巡回测量。
2. 由于现场电磁干扰强、包含整流设备、载波通讯、空间无线电广播等干扰源, 所以要求系统具有很强的抗共模、差模干扰的能力, 由此对信号通路的屏蔽、滤波、接地、隔离等环节提出了较高的要求。
3. 本系统监测电站设备, 需与这些设备一起处于长期运行状态, 其间温度、湿度变化较大, 环境、气候等影响因素多, 而且高电压设备绝缘在线监测各项目属于精密测量, 测量参数的分散性较大, 这就对系统硬件的可靠性与稳定性有了较高的要求。
4. 由于一些信号的获取要求尽量小的相位失真且不同信道之间的差异尽可能的小, 因此信号通道的一致性就显得尤为重要。

考虑到以上几点, 本系统采用上、下位机结构, 将数据采集和信号分析与处理部分的任务分配于二者, 便于维护、管理与现场调试, 而且这种结构也提高了系统的可靠性。由于所监测的设备较多, 计算的工作量大, 所以上位机采用如下配置: CPU 采用 486/80, 内存 8M, 120M 硬盘, 松下 KP-1121 型针式打印机, 14 寸彩色显示器。下位机采用 STD 标准总线系统模板+80C31 微处理器构成。为保证系统能长期运行且其间测量无须人为干预, 本系统加装了一台定时启动时钟, 实现定时开启测量系统电源, 从而启动主机完成自动巡回测量, 测完后自动切断系统电源, 从而能有效延长测量系统的使用寿命。具体的系统硬件框图如图 2.1.1 所示。

硬件设计中主要包含以下几个环节:

1. 传感器与传输信号线的选用与适当的屏蔽接地措施。
2. 滤波环节, 用以去除影响后面数字信号处理的高频信号, 对于 FFT 分析, 可起到抗混叠的作用, 它位于图 2.1.1 中的信号前置处理板中。
3. 程控放大环节, 通过程序控制使运放的放大倍数随输入信号的强弱而变化, 可减小由于信号太弱而引起转换精度的下降, 从而提高信噪比。运算放大器采用高阻隔离工作方式, 输入阻抗 $>1M\Omega$, 放大倍数在 1、2、4、 $\dots$ 、 2^7 中由 STD 工

控机实现程序控制。

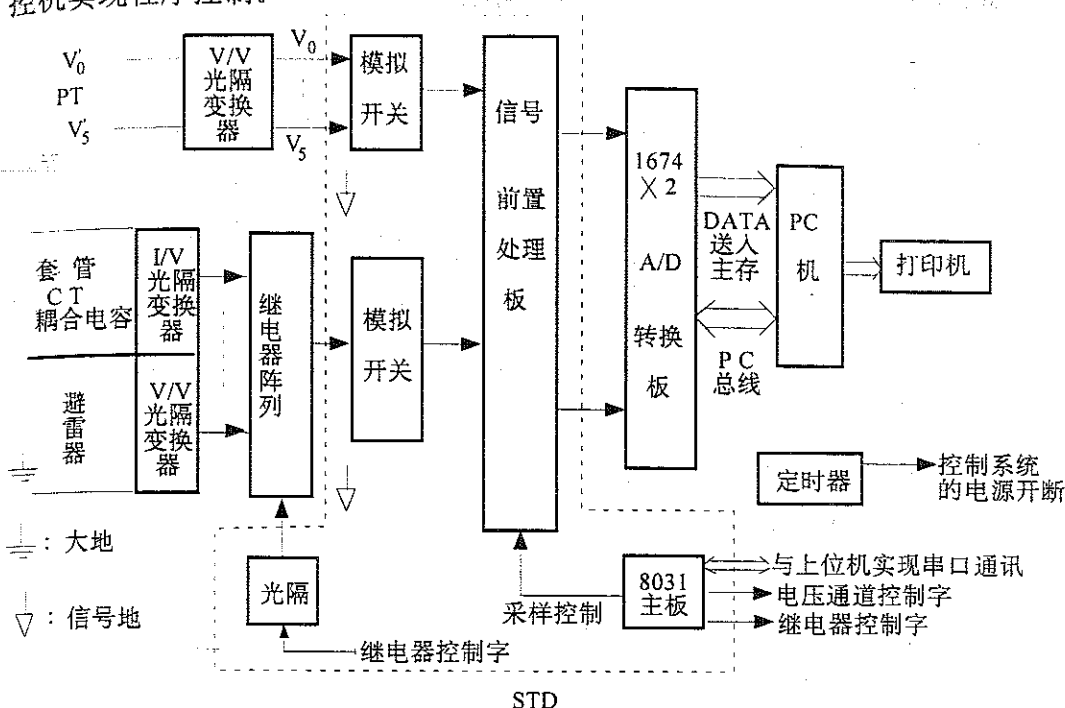


图 2.1.1 在线监测系统硬件总体框图

4. A/D 转换环节，它是本系统的一个核心环节，完成模拟信号到数字信号的转换，其核心元件采用一种单片集成、多用途、12 位逐次比较式 ADC—AD1674。

本文采用的自适应同步采集法就与该部分硬件有较大关系。

以下的系统分析将从上面几个方面着手分析本系统的硬件组成。

§ 2.2 硬件系统组成分析

§ 2.2.1 现场干扰分析

变电站现场存在着高电压、大电流的电力线、变压器、断路器等大功率电器设备，空间无线电波、雷电波等干扰源，它们产生的高压电场、交变磁场以及地电流等极易对微机信号通道产生干扰，其形成主要通过静电耦合、磁场耦合、共阻抗耦合方式进行：

1. 静电耦合方式：如果信号通道在靠近高压回路及装置附近铺设，那么在高压电场的作用下，将有耦合电流流过高压电线与信号线之间的分布电容，再由接地系统到地，这一电流会在信号线上产生附加的干扰电压 V_i ：

$$V_i = j\omega C_m V_{ng} Z_i \quad \cdots (1)$$

式中， C_m ：干扰源与信号线之间的分布电容。 Z_i ：信号回路输入阻抗。

ω, V_{ng} ：干扰源频率、电压。

2. 磁耦合方式: 在变压器、强电流导线等周围由于大电流等的波动, 会产生变化的磁场, 它作用于信号回路, 会产生叠加于信号电压上的感应电势, 干扰电压 V_i 如下式计算:

$$V_i = J\omega M I_{ng} \quad \dots (2)$$

式中, M : 干扰源与信号线之间的互感系数。 ω, I_{ng} : 干扰源频率、电流。

3. 共阻抗耦合方式: 共阻抗耦合发生在两个电路的电流流经一个公共阻抗时, 一个电路中的电流在该阻抗上的压降会影响到另一个电路, 在另一个电路中形成干扰电压信号, 现场设备对地常有不稳定的对地电流, 如果信号线有两点以上的接地, 由于两点地电位的差异, 信号回路就会受到由此引起的环流的干扰。

现场的干扰信号的属性根据对东北某 500KV 变电站 A 相变压器外壳接地线上的背景噪音进行采样 (采用的宽带电流传感器的频带为 62.75 ~ 621.6KHZ, 灵敏度为 20V/A, 采样频率为 2.5MHZ) 可知^[16], 周期性窄带干扰是主要的干扰源, 变电站现场干扰主要是载波通讯和无线电广播等周期性干扰, 其功率占整个采样信号功率的绝大部分。因此, 应采用带通滤波的方法, 选择合适的检测频段, 避开周期性干扰。系统硬件部分的抗干扰措施着重于切断干扰的传导和干扰形成后的消除上。

§ 2.2.2 传感器与信号线

为避免微机与数据采集部分的硬件电路和高压设备共地而产生诸如过电压、地电流干扰等影响, 本系统选择了一种高精度的光电隔离传感器, 它既完成了微机地与大地的电隔离, 又实现了信号的 V/V 和 I/V 变换, 其精度为 0.2 级。对于 MOA 下端泄漏电流的采样, 考虑到 MOA 动作时有瞬间大电流通过, 不宜直接串入电流传感器 (容易造成损坏), 本文采用一种电阻切换方式间接获得全电流信号, 方法如下: MOA 下端接有记录 MOA 动作次数的计数器, 其电阻通常为数百欧姆, 可通过检测泄漏电流在其上的压降推导出泄漏电流的大小。由于实际运行中, 计数器电阻随计数器的生产厂家、型号、现场环境、动作次数等均有关, 其值并非一常数, 所以对这个电阻值必须加以监测, 具体接线如图 2.2.2.1 所示。 $R_1, R_2, \dots, R_n$ 为已知电阻, 由于计数器的电阻 R_j 以及 $R_1, R_2, \dots, R_n$ 均远小于 MOA 的阻值 (通常为 $M\Omega$ 级以上), 所以 $R_1, R_2, \dots, R_n$ 的接入对 MOA 泄漏电流 I_x 的影响可以忽略不计。为防止计数器故障导致 R_j 阻值太大而影响检测, 通常首先将 R_1 并联接入计数器的两端, 测得 R_1 两端的电压为 u_1 , 类似地依次并联 R_n 后测得的电压为 u_n (具体并联个数由要求的精度决定), 则由以上的分析有下式成立:

$$\begin{aligned} I_X &= (1/R_1 + 1/R_J) \times u_1 \\ &= (1/R_1 + 1/R_2 + 1/R_J) \times u_2 \\ &= \dots \end{aligned}$$

计数器的电阻值 R_J 为:

$$\begin{aligned} R_J &= R_1 R_2 \times (u_1 - u_2) / \\ &[R_1 \times u_2 - R_2 \times (u_1 - u_2)] \\ &= \dots \end{aligned}$$

综合以上几式即可求出 MOA 泄漏电流 I_X 。由于是通过流过采样电阻与计数器电阻上的压降来反推泄漏电流值, 所以对采样电阻 $R_1, R_2, \dots, R_n$ 的精度与稳定性要求较高, 此处采用了温飘极小的标准电阻。这种方法可减小采用 CT 测量时存在的电流相移与空间电磁场的耦合干扰。

关于信号线的选择主要应从信号本身的类型、信号通道附近干扰源经耦合所形成的干扰信号的大小和干扰形成的原因来考虑。

本系统所传输的信号属于弱模拟信号, 从抗静电耦合、磁场耦合的角度出发, 选择截面 1.0mm^2 左右的金属屏蔽胶合线效果较好。信号电缆尽量远离现场的干扰源, 以降低它们之间的分布电容 C_m 和互感系数 M , 减弱干扰强度。信号线与电力线必须尽量避免平行铺设, 若必须平行铺设, 则尽量保持有一定的间距 (其大小根据铺设长度确定)。本系统初始安装于现场时基本依据以上原则铺设信号线于电站电缆沟内。同时, 鉴于本系统中弱模拟信号需长距离传输, 屏蔽也是系统应充分注意的一个问题, 屏蔽主要有电场屏蔽, 磁场屏蔽和电磁场屏蔽, 电场屏蔽主要能减弱或消除静电场与信号线之间的分布电容 C_m , 隔离电力线的传播, 抑制通过静电感应产生的干扰电压, 它必须接地才能发挥作用。磁场屏蔽能消除、减弱干扰源与信号线之间的互感系数 M , 抑制磁力线的传播, 抑制通过磁场耦合形成的干扰电压, 它主要通过选择合适的金属屏蔽材料实现。本系统采用的屏蔽一般是二者的结合, 即电磁场屏蔽, 通过选择合适的外壳屏蔽材料与接地措施实现电场屏蔽与磁场屏蔽的作用。

§ 2.2.3 滤波环节

滤波环节是前置信号处理板的主要部分, 完成对原始信号的低通滤波, 以减少现场周期性高频干扰的窜入。

由于系统对信号各频率相位失真要求严格, 同时要求两通道有较高的信号通过的一致性, 因此两通道均采用 8 阶贝塞尔滤波器, 其特点是在通频带内, 各频率分量的信号具有线性相移, 当各频率分量的正弦信号通过滤波器后, 其延迟时间与频率无关, 不会产生相位失真, 能保持阶跃输入信号的基本形状 (无过冲), 而且能比较快地取得稳定的响应, 但它在截止点附近衰减斜率很差, 具有最大平坦延迟特性。

本系统采用的滤波器芯片是 MAXIM 公司的 8 阶 (8 个极点) 开关电容型

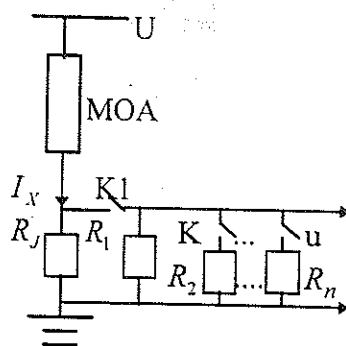


图 2.2.2.1 MOA 电流信号取样图

有源贝塞尔型低通滤波器MAX292，其转折频率 f_0 （-3dB处对应的频率）既可由外部时钟信号控制，也可以利用时钟引脚处接一电容时所产生的时钟信号进行控制。 f_0 的变化范围是0.1HZ ~ 25KHZ。这种开关电容滤波器是自带求和与换算功能的开关电容积分器对一梯形无源滤波网络进行模拟构成的，这些开关电容实际上是时钟控制的采样系统，由于采用高采样比技术（ $f_{CLK}/f_0=100$ ），其特性可与连续滤波器，如RC快速滤波器媲美。MAX292 还提供一个同相输入端接地的独立运算放大器，利用它可以构成时间连续的低通滤波器。它使用 $\pm 2.5V \sim \pm 5V$ 双电源或5V ~ 10V 单电源，其主要参数如下：

1. 转折频率 f_0 : 0.1HZ ~ 25KHZ。
2. 时钟频率 f_{CLK} : 10HZ ~ 2.5MHZ。
3. 频率温度系数: 5 ~ 40ppm/°C。
4. 低噪声: -70dB 总谐波畸变+噪声。
5. 输入信号范围: $(V_-+1V) \leq V_m \leq (V_+-1V)$ 。
6. 负载驱动能力: 10K Ω 。

使用者可根据所需要的转折频率 f_0 确定时钟频率 f_{CLK} :

$$f_{CLK}=100 f_0 \quad \dots (4)$$

如果采用内部时钟信号，可依据(4)式确定振荡频率 f_{OSC} ，再由 f_{OSC} 确定外接振荡电容的大小，此电容采用漏电流较小，非极化的高质量钽电容，其大小由(5)式确定：

$$C_{OSC}(pF) = \frac{10^5}{3f_{OSC}(KHZ)} \quad \dots (5)$$

具体接线图如图 2.2.3.1 所示：

本系统根据现场干扰状况与后面算法的要求综合考虑，转折频率选为 750HZ（即相对于电网基波而言的 15 次谐波）

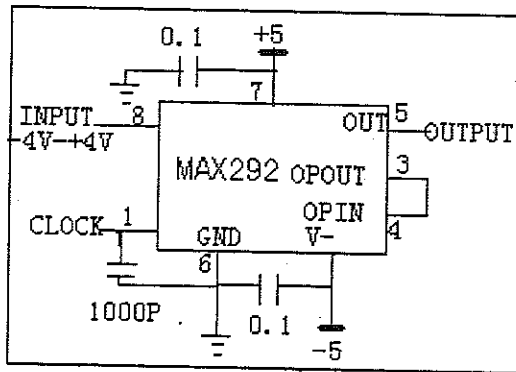


图 2.2.3.1 MAX292 工作电路

§ 2.2.4 程控放大环节

由于不同设备原始电流信号经 I/V 变换后所得的电压信号大小不尽相同，若不加任何处理就进行 A/D 转换，势必造成某些幅值较大的模拟信号可较精确地转换成数字信号，而另外一些弱信号可能由于幅值太小，等效于 A/D 转换器垂直分辨率的降低，而且这一区段 A/D 转换器的线性度也较差，大大降低了模数转换的精度。为此，高精度的程控放大器是必不可少的，它可由软件改变放大器增益，从而在

A/D 转换器前端获得大小合适的输入信号。实践表明, 当 $V_m > \frac{2}{3}U_0$ 时, A/D 转换可获得较好的转换精度。

本系统采用了如图 2.2.4.1 所示的电路图:

右图所示电路采用同相放大方式, 由于运放的输入阻抗较高, 因而开关的导通电阻对放大倍数的影响可以忽略不计, 对小幅度高内阻信号可获得精确的放大倍数。运放选用稳定性好的高精度运放 OP07, 通过选取短接或合适的 R1 ~ R7 的值, 获得八级放大倍数分别为 1、2、4、...、 2^7 , 其中电阻选用同一批阻值误差较小的金属膜电阻, 模拟开关选用导通电阻较小、平坦性较好的 MAX351 芯片。整个放大电路长期运行期间的精度主要取决于电阻网络的稳定性。

由于程控放大器是以数字信号控制, 数字信号有可能给模拟信号带来干扰, 为此在此部分电路设计中注意了以下几点:

1. 数字控制信号经锁存器后再接到模拟开关的数据线上。
2. 数据线尽量远离模拟信号部分, 数据线周围用地线屏蔽。
3. 由于模拟开关接通或断开后需要一定的建立时间, 因此, 程序中改变增益后到数据采集之间需要一定的延时, 一般至少要几十微秒。

通过电阻网络的调整, 在所测信号范围之内, 最大增益误差在 1% 以下, 符合设计要求。

§ 2.2.5 模数转换部分

这套硬件系统的核心部分是模数转换部分, 它完成了模拟量的离散化过程, 为后面进行数字信号的处理打下基础。A/D 转换部分的转换速度、转换精度直接影响数据采集的效率与系统的整体性能。鉴于本系统所得监测量的特性, 对 A/D 转换提出了较严格的要求。本系统采用两片 A/D 转换芯片—AD1674, 实现电压与电流信号的同时采集, 可在很大程度上保证两通道数据采集时间上的一致性, 从而在一定程度上确保了一些重要参量 (如容性设备的介损角正切值等) 获取的可信度。最终单通道的数据通过率可达 50KHZ。由于 8031 单片机主频的限制 (仅 12M 左右), 要使数据采集的速度达到上面的要求, 必须采用在板 RAM 或 DMA 技术, 加大了硬件设计工作的复杂性, 降低了电路的可靠性, 为此, 本系统将 A/D 转换模块设计成 ISA 总线型, 直接插于主机的 ISA 扩展槽中, 使其既满足了实用的要求, 又简化了硬件设计工作。

A/D 转换部分的核心芯片 AD1674 是美国模拟器件公司生产的单片集成、12 位逐次逼近型中速 A/D 转换器, 完成一次全 12 位转换最多需 $10\mu s$, 完成一次 8

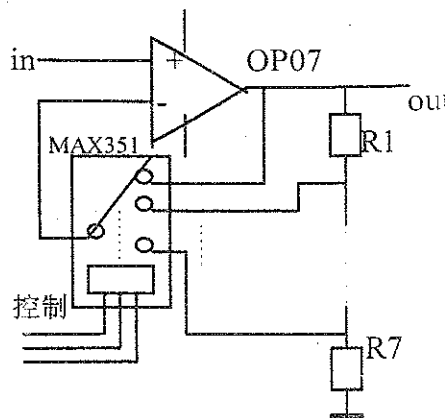


图 2.2.4.1 程控放大电路图

位转换最多需 $8\mu S$ 。具有内部采样保持放大器 (SHA)，片内配有三态输出缓冲电路，其转换的非线性误差小于 $\pm 1\text{LBS}$ 。AD1674 的工作状态由 $\overline{CE}$, $\overline{CS}$, $R/\overline{C}$, $12/\overline{8}$, A_0 五个控制信号决定，这些控制信号的组合功能如表 2.2.5.1:

CE	$\overline{CS}$	$R/\overline{C}$	$12/\overline{8}$	A_0	操作
0	x	x	x	x	不工作
x	1	x	x	x	不工作
1	0	0	x	0	启动 12 位转换
1	0	0	x	1	启动 8 位转换
1	0	1	1	x	12 位并行输出
1	0	1	0	0	高 8 位输出
1	0	1	0	1	低 4 位尾部加 4 个 0 输出

表 2.2.5.1 AD1674 控制信号和工作模式真值表

当 $\overline{CE}=1$, $\overline{CS}=0$ 同时满足时，AD1674 才处于工作状态， $R/\overline{C}=0$ 时启动 A/D 转换， $R/\overline{C}=1$ 时可进行转换后数据的读出，状态引脚 $STS=1$ 时表示转换正在进行， $STS=0$ 时表示转换完成，本系统正是利用它的下降沿向 CPU 发出中断申请，以便让主机完成数据的读取。AD1674 的工作时序图如图 2.2.5.1 所示:

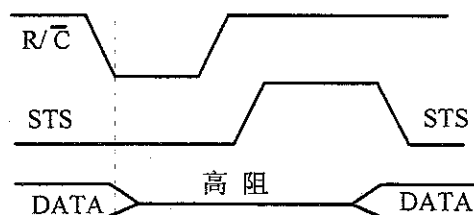


图 2.2.5.1 AD1674 的工作时序图

为保证电压与电流通道能实现同时采集，本系统采用一晶振接入定时器 8253，以产生一个时钟同时控制两片 AD1674 的启动端 $R/\overline{C}$ ，实现二者的同时启动。其中 8253 工作于方式 2—频率发生器，它等效于具有自动装入时间常数的 N 分频器，计数器计数期间，其输出端 OUT 为高电平，计数器归零后，输出为低电平，并自动装入原计数值，低电平维持一个时钟周期后输出又恢复高电平，并重新作减法计数。当 $OUT=0$ 时，使得与之相连的 A/D 转换器的 $R/\overline{C}$ 端也为 0，即可启动一次 A/D 转换。通过对计数器数据口写入不同的计数值，可改变 OUT 端低电平的输出间隔，由此采样间隔也可由软件控制。由于它们的数据有效端 STS 经一或非门接到 ISA 总线上的 $INT5$ ，当两块 AD1674 均完成了数据转换，才会以上升沿申请中断，同时将数据锁存，以待读取。以这种中断方式进行数据采集，最终单通道的数据通过率可达 50KHZ，考虑到电网的基波可被采样 1000 个点左右，且本系统要求检测

的谐波的最高次数仅为 15 次（即贝塞尔滤波器的截止频率 750HZ），所以这种数据通过率完全符合要求，之所以采用这种较高的采样率，主要是出于尽量实现整周期采样的考虑，以减少后面快速傅氏分解的频谱泄漏造成的误差。这种同时采集硬件结构简图如图 2.2.5.2 所示：

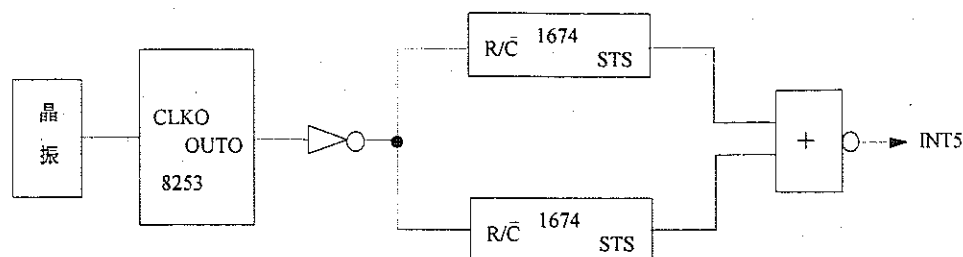


图 2.2.5.2 同时采集硬件结构简图

本文所提出的自适应同步采集法的硬件主要由此组成，它可以较好地完成两通道缓慢频变信号的整周期采样，便于后面的 FFT 等分析与处理，后面的信号处理部分将详细介绍这种方法。关于这一部分控制的软件流程如图 2.2.5.3 所示：为保证 A/D 采样精度，减少数字信号与模拟信号之间的相互干扰，在设计印制电路板时注意了以下几点：

1. AD1674 连同模拟输入电路部分应与数字电路部分在电路板上尽可能远离，分开布置。
2. 模拟地与数字地只在稳压电源的公共端相会，以防止二者出现过高的电位差引起环流。这种情况适用于本系统中两片 A/D 转换芯片的情形。
3. 板上芯片的电源管脚都采用了去耦电容，PC 机提供的 $\pm 12V$ 与 $\pm 5V$ 直流电源经过一定的稳压与滤波环节后才接到芯片的电源管脚，以减少高频噪声的干扰。
4. 因尽可能减小地线电阻，因此地线越宽越好，本系统中的干线宽度达到 10mm。且不要形成闭合环路，以防止环流造成各处地电位的差异。

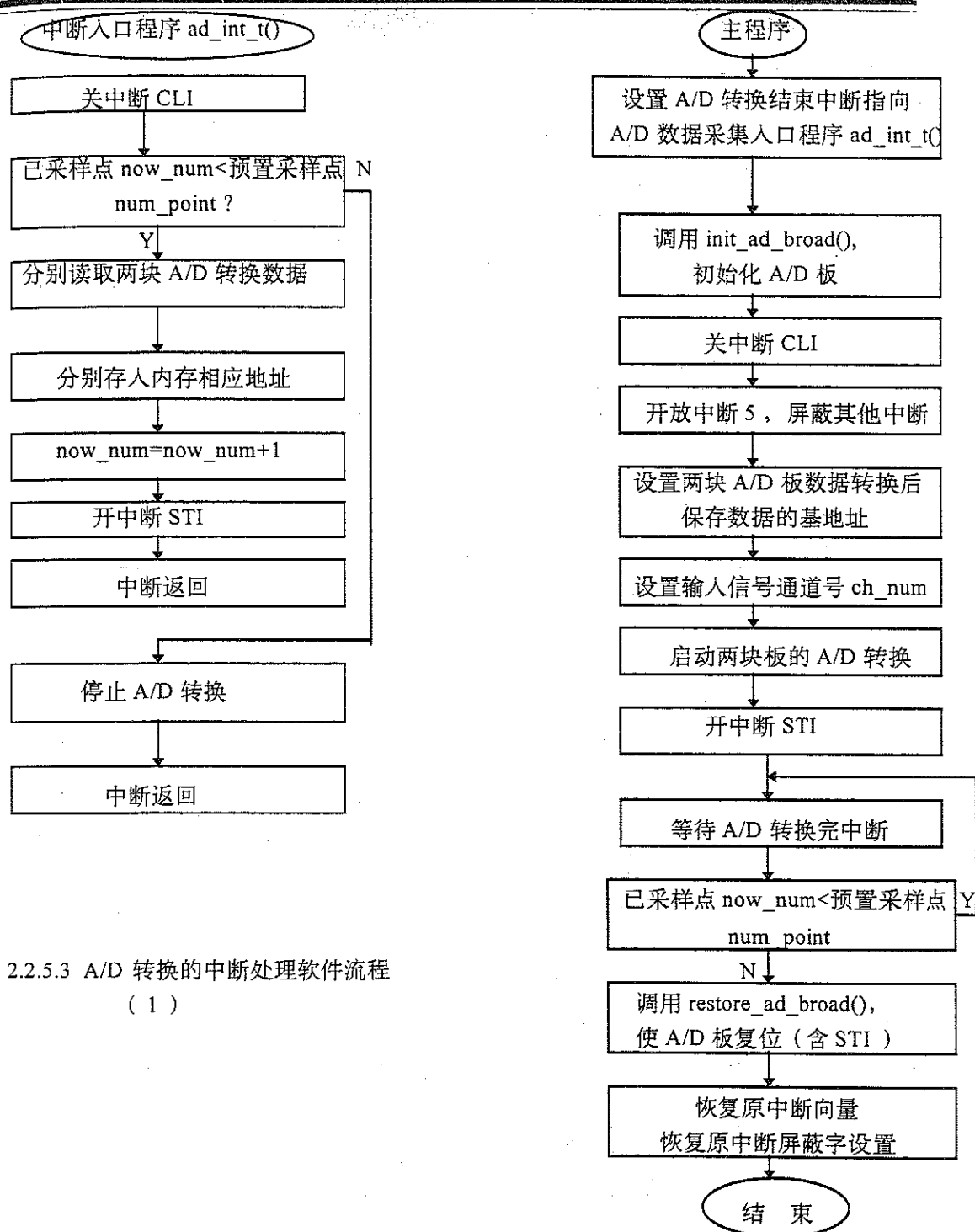


图 2.2.5.3 A/D 转换的中断处理软件流程
(1)

§ 2.2.6 其他部分

1. STD 工控机:

本系统下位机采用了康拓公司的 STD5000 系列工控机, 选用了 MSC-51 单片机模板 (符合 STD 总线规范)、功放输出板与扩展输入板 (64 路) 三种模板, 插于一笼状结构中, 内有多个插槽, 方便于系统的扩展。其中本系统将 8031 微处理器换成了带 4KEPROM 的 80C31, 它带有自动休眠与唤醒功能, 休眠状态时耗电极省且对系统造成的噪音干扰极小。这种 CPU 的采用, 可以有效地减少微处理器工作时对输入模拟信号通道的脉冲干扰, 在调试中通过对比发现, 它是有效的。同时这种自带存储器的 CPU 可省去板上的 EPROM。

扩展输入模板可提供 64 路单端输入或 32 路差分双端输入, 具有较强的抗共模干扰的能力。传输精度可达 0.01%。在系统中, 它充当模拟开关的作用。

光电隔离开关量功放输出板用以实现主机系统与其他弱电信号系统和底层继电器阵列与传输电缆 (位于室外) 之间完全电隔离, 可大大减小流经大地的干扰电流的影响, 也可以避免主控室内的弱电系统受雷电波, 操作过电压的冲击。此板还具有较强的输出驱动能力, 可驱动继电器、电磁阀等。具有 32 个开关量输出, 且输出的开关量具有锁存能力。

2. 定时启动时钟:

该系统由 8098 模板与一些接口模板 (如键盘和显示 LED 等) 加上模拟信号前置处理板等构成。它通过键盘设置继电器的开合 (可以以小时或天为单位), 由此通过继电器的开合来控制整个监测系统的电源通断。于是这套变电站绝缘在线监测系统可以在无人干预的情况下实现在预先设定的时间完成自动巡回监测, 它使监测系统平时不带电, 仅在巡回监测时短期通电, 可有效地延长其使用寿命。

为保证定时启动时钟能长期保持稳定运行, 一些人为的预置参数 (如时间、继电器开合间隔、日期等) 必须可靠地得以保存。当定时器的供电电源波动或偶然断电, 导致重新加电时应不致使系统丢失预置参数而须重新初始化。若单片机系统受外界干扰而出现程序跑飞的情形, 应保证能回到跑飞前的状态。考虑到上述问题, 本文采用了如下相应的抗干扰措施:

(1). “看门狗”的加入: 8098 芯片中的监视定时器 (WATCHDOG TIMER)

是一个 16 位计数器, 当它启动后, 每个状态周期其计数值加 1, 若在 64K

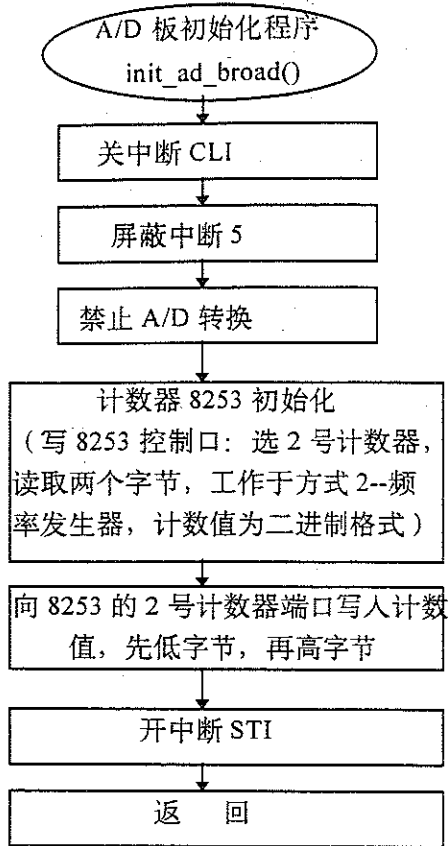


图 2.2.5.3 A/D 转换的中断处理软件流程
(2)

状态周期内没有通过指令清除它，则计数器溢出，将 *RESET* 引脚拉底 2 个状态周期（12MHz 晶振使为 16ms），使系统复位，重新初始化，启动和清除监视定时器的方法都是先对 WDT 寄存器（0AH）写“01EH”，再对它写“0E1H”即可，采用如下指令：

LDB WATCHDOG, #1EH

LDB WATCHDOG, #E1H

根据此汇编程序的实际情况，本文将“看门狗”加至程序初始化前与等待软件定时器中断的循环中，这样当由于程序跑飞而不能出现预期出现的软件定时器中断时，则监视计数器会溢出而导致系统复位。

(2).内部 RAM 的使用：为使定时器复位后回复到程序跑飞前状态，本文在程序的开始部分加了如下一段流程

（如图 2.2.5.4 所示）：设内部 RAM 中一地址为 FLAG。这段程序的加入是考虑到只要定时启动时钟不掉电，内部 RAM 中的数据不会改变。

(3).静态非易失性 RAM(SRAM)的采用：

采用(1)与(2)所述的方法，若定时器掉电，所有要保留的数据将全部丢失（包含内部 RAM 中的参数），一切预置参数须重新输入，不可能回复到掉电前的状态。当采用这种 SRAM 存储这些数据时，由于这种

SRAM 自带电池，即使定时器掉电，SRAM 中的数据也不会丢失。因此本文建议用此法+WATCHDOG 对现有定时器进行改进（仅需软件上的稍加改动与硬件上 SRAM 芯片的插入），即可从理论上保证定时器系统长期稳定地运行。

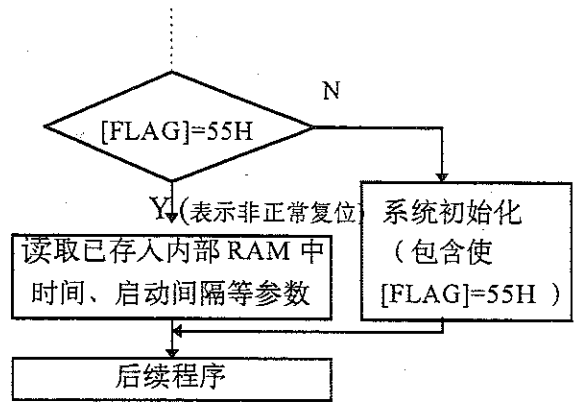


图 2.2.5.4

第三章 数字信号处理部分

原始信号经过一系列硬件环节的隔离、放大、滤波、A/D 转换等处理后, 转化为数字信号, 通过软件对这些数字信号进行预处理后, 再经过针对不同电气的不同算法获得本文所需要的各种参量, 最后通过各种输出方式 (如图形、文本、打印机、数据库等) 转化成人们可以接受的方式或发出报警等各种指示信号, 从而完成整个监测任务。因此后述的若干信号预处理算法与监测参数的分析算法是本系统的一个重要组成部分, 它们均通过软件实现, 大致的数据流程图如图 3.1 所示。本章将从本系统的监测原理入手, 并对数据流程中的主要算法作出分析。

§ 3.1 监测原理

本系统所监测的对象是 110KV 变电站内的容性设备和避雷器设备, 获得这两种设备的电压与电流信号的硬件设备与通道结构十分类似, 仅是获得电流信号的传感器的性质不同而已 (对于容性设备是通过电流传感器的 I/V 变换获得信号, 而对避雷器设备则是通过 V/V 变换的传感器获得反映电流的信号)。两种设备不同监测参数的获取主要是通过不同监测原理计算得到的, 针对容性设备 (如套管、电流互感器等), 主要是监测其绝缘状况, 针对避雷器设备 (指金属氧化物避雷器 MOA), 阻性电流、容性电流、功耗等是监测的重点。下面将分别简介这两种设备的监测原理。

§ 3.1.1 容性设备的监测

国内外长期的运行经验表明, 电容性设备绝缘的介质损耗角的正切值 $\tan \delta$ 及其电容值 C 是对设备缺陷反映较为灵敏的检测参数, 当电容性试品有缺陷后, 可用图 3.1.1.1 的等值电路图表示^[1], 为便于分析当缺陷性质

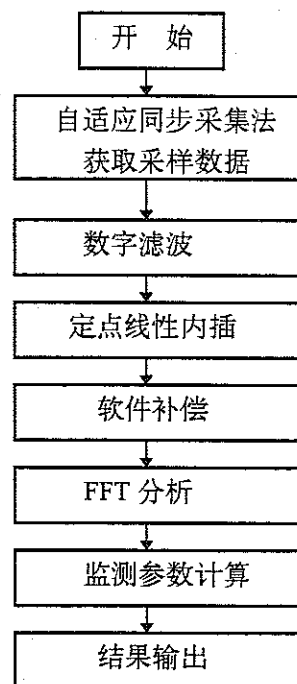


图 3.1 系统数据软件流程图

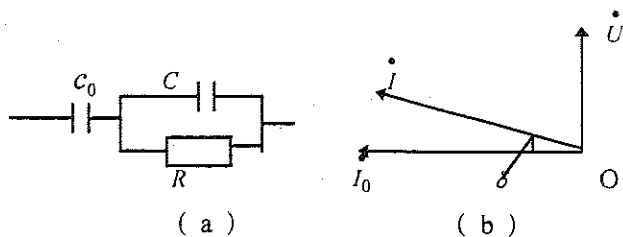


图 3.1.1.1 有缺陷电容性试品

(a) 等值电路 (b) 相量图

变化时整个试品各绝缘参数的变化规律, 可将无缺陷部分 c_0 近似看成损耗极小, 以至可以忽略, 而用电阻 R 反映有缺陷的那部分损耗的大小, 当试品中无缺陷时, 流过试品的电流为 I_0 , 而有缺陷时为 I , 由此得:

$$\Delta \dot{I} = \dot{I} - \dot{I}_0 \quad \dots (1)$$

从文[14]中的推导可得以下几式:

$$\left| \frac{\Delta I}{I_0} \right| = \frac{x}{kR} \times \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{k+1}{k} \right)^2 + \frac{x^2}{R^2}}} \quad \dots (2)$$

$$\left| \frac{\Delta C}{C_0} \right| = \frac{tg^2 \delta}{k} \times \frac{1}{\left(\frac{k+1}{k} \right)^2 + tg^2 \delta} \quad \dots (3)$$

$$\Delta tg \delta = \frac{tg \delta}{k} \times \frac{1}{\left(\frac{k+1}{k} \right)^2 + tg^2 \delta} \quad \dots (4)$$

其中: $k = C / C_0$; $tg \delta = 1 / \omega CR$; $x = 1 / \omega C$;

式中 $tg \delta$ 表示缺陷部分的介损, $\Delta tg \delta$ 为有缺陷后整个试品的总的介损角正切值。通过对一具有 70 层电容层相串联的电容式套管为例, 当某层的 $tg \delta$ 值逐渐增大时, 由(2)、(3)、(4)式可得 $\Delta tg \delta, \Delta C / C_0, \Delta I / I_0$ 的变化情况如图 3.1.1.2 所示,

可见当缺陷层的 $tg \delta'$ 开始增大时,

$|\Delta I / I_0|$ 或 $\Delta tg \delta$ 都比 $|\Delta C / C_0|$ 更有效地反映出缺陷的变化, 但当 $tg \delta' > 100\%$ 时, 则 $\Delta tg \delta$ 不再随缺陷处的 $tg \delta'$ 的上升而升高, 反而可能下降, 而 $|\Delta I / I_0|$ 和 $|\Delta C / C_0|$ 将继续上升, 这时应根据这些参数的变化来进行诊断。这是因为当局部缺陷处 $tg \delta'$ 很大时, 相当于此处 R 很小, 该层绝缘接近短接, 而其他串联层的绝缘层仍然完好, 所以整个试品的 $\Delta tg \delta$ 就有可能下降, 不利于可靠地实现故障诊断。因此本文选择 $|\Delta I / I_0|$ 、 $\Delta tg \delta$ 、 $|\Delta C / C_0|$ 三个参量作为容性设备的主要监测参量。

对于 $\Delta tg \delta$ 值的测量, 本系统将所获得的原始电压与电流信号运用下面将叙述的谐波分析法进行分解, 然后将 $\pi / 2$ 与基波相角差值相减即可得介质损耗

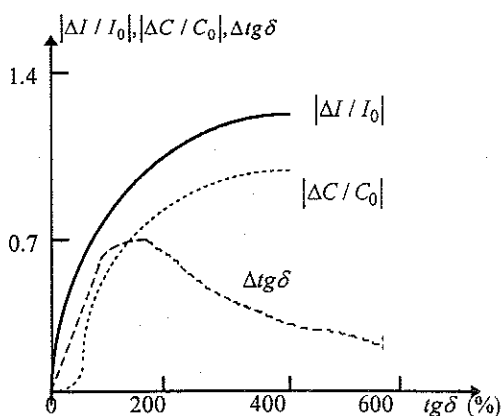


图 3.1.1.2 当 70 层串联层中有一层 $tg \delta$ 显著增大时, $|\Delta I / I_0|, |\Delta C / C_0|, \Delta tg \delta$ 的变化

角。由于在线监测容性设备介损值表征其绝缘状况尚无规程规定，所以一般以停电试验（加 10KV 电压）的测量值作比较，其电容值与介损角大小一般比较接近，通过一些单位的初步总结，正常情况下，在线监测所得的 $\Delta \tan \delta$ 可能比停电测量值相差 0.1% ~ 0.3%^[1]。

§ 3.1.2 避雷器设备的监测

金属氧化物避雷器，即 MOA (Metal Oxide Arrester)，是近 30 年才研究成功并迅速推广的一种新型避雷器，其保护特性比原用的阀型避雷器好得多。由于它大多不带间隙，所以运行期间总有电流流过 MOA 本体，从而加速阀片的劣化，因而它的状态监测就显得尤为重要。阀片的主要成分为 ZnO，但掺有少量的 Bi_2O_3 、 CoO 、 Cr_2O_3 、 MnO 、 Sb_2O_3 等其他金属氧化物。在电子显微镜下可见到在直径约 $10 \mu m$ 的 ZnO 颗粒周围包有由掺杂物所形成的厚约 $0.1 \mu m$ 的氧化膜，这层极薄的晶界层的电阻率是变化的，在低电压下约为 $10^{10} \Omega \cdot cm$ ，而在高电压下将突然降至 $1 \Omega \cdot cm$ ，这将使阀片具有极好的非线性保护特性。另外，此晶界层的相对介电常数可达 500 ~ 2000，因而 ZnO 阀片具有相当大的电容量，在运行电压下经过阀片的电流主要为电容性电流。经简化后的等值电路图如图 3.1.2.1 所示，其中 R_c 为 ZnO 晶粒的电阻，C 为晶界层的固有电容，R 为晶界层的电阻。正常情况下，通过电容 C 的电流 I_c 可在几百微安以上，而阻性电流 I_R 仅占全电流的 5% ~ 20%。当阀片的外施电压升高时，从图 3.1.2.2 的 ZnO 阀片的伏安特性图可以看出，其电流也随之增大。针对不同的电流变化率，大致可分为三个区：小电流区，击穿区，上翘区；表征了 MOA 的三个不同的状态。正是由于阀片的这种很好的非线性特性，保证了 MOA 的良好保护性能。因此 MOA 在线监测中，泄漏电流的监测是一个主要的着眼点。

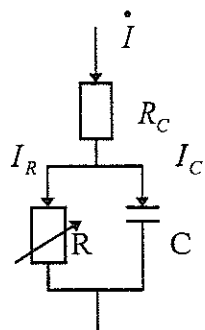
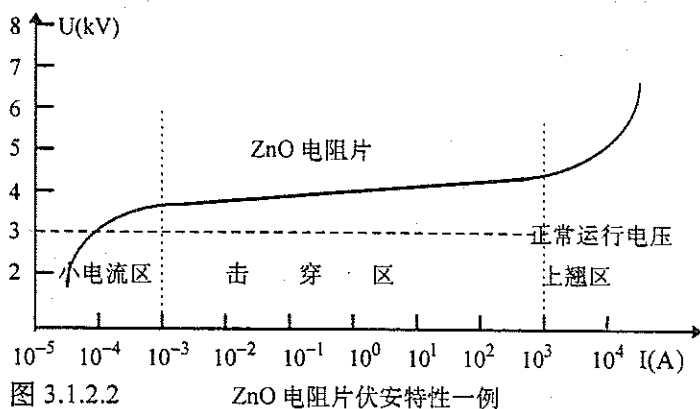


图 3.1.2.1 ZnO 电阻片等值电路

现在 MOA 的在线监测也是一个热点，方法也较多：

1. 全电流法：方法简便可行，发现受潮灵敏，但对早期老化不灵敏，往往要等到阻性电流大几倍时才能发现故障。
2. 阻性电流法：方法较为复杂，易于发现早期老化，日本的 LCD-4 型仪器即属于此类。
3. 功率损耗法：测定阻性电流所引起的功耗大小判断设备的运行状况。

本着对症下药的原则,应根据 MOA 故障中表现出来的异常参数作出故障诊断。金属氧化物避雷器自 70 年代引入我国电网以来^[10],到现在已有数千台 110KV 以上的高压避雷器在电网中投入运行,截止 1991 年,电网已投入 110KV 及



以上 MOA 七千多台,累计运行 19654 相·年,统计事故率为 0.286 相/百相·年,占总投运 MOA 台数的 0.68% (共 48 相), 1.3% 的避雷器预防性试验中因指数超标而退出运行。在 48 相避雷器事故中,有 32 相是因为产品本身质量不良造成的,有 20 相因为密封不良,受潮引起的。异常使用条件和运行不当引起的事故有 16 相。下面从四个方面对事故原因及现象作出简要分析:

1. 从历年来 MOA 出现的事故分析,由于内部受潮而引起的事故占避雷器总事故率的 60%,其明显特征有泄漏电流成倍地增长,绝缘电阻显著下降,内部金属件锈蚀,阀片外侧和瓷套内壁有明显闪络痕迹,但高次谐波阻性电流增长相对较小。

2. 由于一些厂家一味追求好的保护性能而忽略了避雷器的可靠性,使 MOA 本身设计的荷电率太高,负荷过重。另外对于高压避雷器,由于电位分布不均,导致局部电阻片老化加速,由于电阻片在工作电压下呈现负的温度系数,使这种状况更为严重,主要表现为阻性电流与功率损耗增大,而且高次谐波阻性电流也同步迅速增大。

3. 污秽、环境的影响也是造成避雷器加速老化的原因,它导致 MOA 电位分布不均而引起局部荷电率过高,还可以引起局放造成的脉冲电流的产生,使 MOA 侧面的绝缘减弱,引起泄漏电流增大。

4. 异常运行条件及其他原因引起 MOA 的事故,如谐振、直击雷等,避雷器在这种情况下损坏是难免的,不属于监测范围之列。

所以归根到底,受潮与老化是引起 MOA 故障的两个根本原因,本系统运用谐波分析法可分析由劣化引起的全电流、各次阻性电流、各次容性电流、功耗等参数的异常,具有以上提到的几种方法的优点,并具有良好的抗电网高次谐波、系统零飘等影响的能力。

§ 3.1.3 谐波分析法的基本原理

本系统采用的谐波分析法是计算容性设备与避雷器设备监测参数的数学基础,其核心是快速傅立叶变换 (FFT)。基本过程简述如下:对于容性设备,用波形采集装置将由传感器获得的流过被试品的电流信号 (进行 I/V 变换后)

U_i 和由运行电压经 PT 后得到的电压信号 U_v 的时域波形同步地转化为数字化离散信号并存储, 然后将两个信号的离散数字波形送入计算机, 经过 FFT 即可得到两个信号的基波分量的幅值与相位, 进而求出两基波的相位差, 于是设备的介质损耗角的正切值可算出, 泄漏电流与设备的电容值也易于得到。而对于避雷器设备, 要获得各次谐波的阻性分量, 除进行 FFT 分解以外, 还要进行投影运算, 此处以基波的投影运算为例说明如下, 如图 3.1.3.1 所示: 设经过 FFT 分解后得到基波电压与基波电流分量为 $U_1 \angle \varphi_{u1}$ 和 $I_1 \angle \varphi_{i1}$, 为得到基波阻性电

流分量, 将 I_1 在 U_1 上作投影运算, 得到:

$$I_{R1} = I_1 \cos(\varphi_{i1} - \varphi_{u1}) \angle \varphi_{u1} \quad \dots (5)$$

类似可得基波容性电流分量:

$$I_{c1} = I_1 \sin(\varphi_{i1} - \varphi_{u1}) \angle (\varphi_{u1} + 90^\circ) \quad \dots$$

(6)

类似基波的投影运算, 其他各次谐波的功耗、阻性电流分量、容性电流分量等也易于得到。

由于三角函数的正交性, 利用 FFT 求解电压、电流信号的基波时不受高次谐波和仪器电子线路所产生的零飘等干扰的影响。这是一种典型的数字信号处理方法,

较之传统的模拟测量方法有更好的抗干扰特性, 且易于与其他一些数字信号处理方法如数字滤波、多点平均技术、谱分析等结合使用, 以便最大程度上获得可用信息。

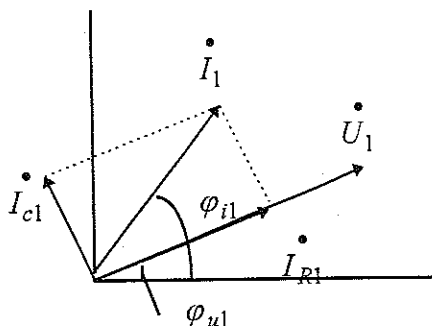


图 3.1.3.1 基波投影分析图

§ 3.2 信号预处理算法

通过对原始信号的硬件采集, 得到一系列离散数字信号, 它包含了各种有用信息与干扰信号, 如何将有用信息通过一定的算法分离出来, 提高信噪比, 以提高后面参数计算的精确度是信号预处理算法的主要任务。由于本系统监测参量 (如 $\lg \delta$ 值等) 的获得是属于精密测量, 且设备所处环境复杂, 温湿度变化大, 所以根据实际状况进行有针对性的信号预处理就显得尤为重要。

本文的信号预处理算法大致可分为四个部分:

1. 提出了对电网频率波动有自适应能力的并行同步采集法, 有效地提高了整周期采样的精度与稳定性。

2. 采用了定点线性插值算法, 将由并行同步采集法所获得若干采样点扩展至一个固定的数目, 以便于后续的傅氏分解。

3. 为尽量减小电压与电流信号通道相移的不一致性, 采用了软件补偿相移的

方法,对于 MOA 监测中的相间干扰的问题,也可以通过软件的方法加以处理。

4. 尝试将小波分析用于原始信号的除噪处理,并对小波分析于在线监测信号处理中的应用前景作了初步的探讨与分析,计算机仿真结果表明它是有效的。小波分析对于一些突变信号的处理有其他方法不可比拟的优势,理论上可以代替傅氏变换,还有傅氏变换不具备的时频同时分析、数据压缩等特点,是它的超集,通过选用合适的小波基(如 B_s 小波等),以便减小混频和在谐波分析中获得线性相位,可望大大提高其在电力系统应用中的实用性。

§ 3.2.1 自适应同步采集法

本系统中容性设备与避雷器设备监测参数的获取是基于前面所述的谐波分析法,为保证这一算法的精度(特别是对于 $\lg \delta$ 等精密参量的获取),要求对 U 、 I 信号进行同时采样,并且最后是对整周期的 U 、 I 数据进行傅氏分解,由于现场电网频率的有波动,常规方法难以根据现场频率进行整周期采样。常用的一种获取信号频率的方法是把原始信号经滤波、过零比较、整形等环节后产生一同步方波信号,再对方波信号作计数等处理,获得原始信号周期,计算出合适的采样间隔,用软件给出启动采样的同步脉冲,实现整周期同步采样。这种方法需增加不少外部硬件电路,且受相位延迟、零飘、外界脉冲干扰等的影响较大^[40]。另一种方法是采用锁相环电路实现同步采集,如图 3.2.1.1 所示。锁相环中的压控振荡器的输出经分频器分频,变成一种接近输入同步信号基频的参考脉冲,在鉴相器的输入端直接与输入同步信号进行相位比较。鉴相器的输出是比例于参考信号和输入同步信号之间的相位差的直流分量,用于控制压控振荡器的振荡频率,当达到锁相状态时,即可实现同步采样。但外部硬件更加复杂,调整困难,且在一定程度上也存在上述问题^[29]。

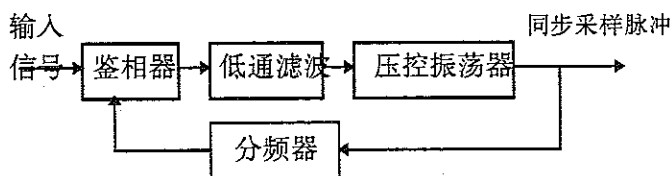


图 3.2.1.1 锁相环原理图

本系统的设计中,在一定的硬件的辅助下,用软件的方法实现了上面的两点要求,达到了本系统所要求的数据采集要求。

1. 方法的提出:

a. 在对 MOA 在线监测中采集的全电流信号 I 与电压信号 U 的分析中,为从全电流中分离出阻性电流与容性电流分量,要求以电压信号作为参考量,在它上面进行投影,所以二者之间的相位关系必须尽量不失真地获得,对于容性设备的监测,介损角的准确获取对它提出的要求更高,由此提出了两路信号同时(并行)采集的要求。

b. 由于电网频率的波动,使得信号周期难以通过固定采样点数确定,而且信号周期也难以保持采样间隔的整数倍,使得被测信号周期 T_0 同傅氏变换的积分

时间 T_0' 不相等, 二者之间有 ΔT_0 的差异, 必然导致谐波分析结果的误差, 形成所谓的“泄漏效应”, 如图 3.2.1.2 所示。假设实际傅氏变换系数为 (a_n, b_n) , 按 T_0' 求出的变换系数为 (a_n^*, b_n^*) ,

$$\begin{cases} a_n = \frac{2}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} y(t) \cos n\omega_0 t dt \\ b_n = \frac{2}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} y(t) \sin n\omega_0 t dt \\ \dots (7) \\ c_n^2 = a_n^2 + b_n^2 \end{cases}$$

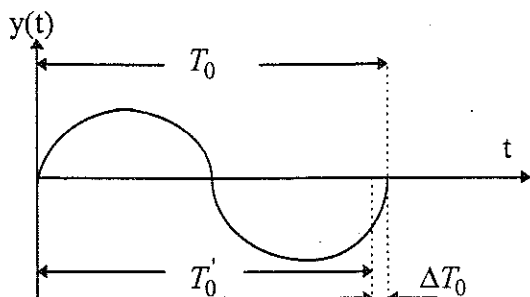


图 3.2.1.2 $T_0 \neq T_0'$

由(7)式求 $\frac{\partial a_n}{\partial T_0}$, $\frac{\partial b_n}{\partial T_0}$ 得:

$$\begin{cases} \Delta a_n^* = a_n^* - a_n = \frac{\Delta T_0'}{T_0} \left\{ a_n + n\pi b_n + \sum_{\substack{r=1 \\ (r \neq n)}}^{\infty} a_r \times \left[2 - n \left(\frac{1}{n+r} + \frac{1}{n-r} \right) \right] \right\} \\ \Delta b_n^* = b_n^* - b_n = \frac{\Delta T_0'}{T_0} \left[-b_n + n\pi a_n + \sum_{\substack{r=1 \\ (r \neq n)}}^{\infty} b_r \times \left(\frac{1}{n+r} - \frac{1}{n-r} \right) \right] \end{cases} \dots (8)$$

(8)式中第三项影响较小, 可以忽略, 由 $\Delta c_n^* = \sqrt{\Delta a_n^{*2} + \Delta b_n^{*2}}$ 可得:

$$\Delta c_n^* \approx (1 + n^2 \pi^2)^{\frac{1}{2}} \times \left| \frac{\Delta T_0'}{T_0} \right| \approx n\pi \left| \frac{\Delta T_0'}{T_0} \right| \dots (9)$$

当 $\left| \frac{\Delta T_0'}{T_0} \right| = 1\%$ 时, 对于 7 次谐波, 该项误差高达 22%, 可见“泄漏效应”对于高次谐波引起的误差是相当大的^[29]。由此可见实现整周期同步采样、减少频谱泄漏的重要性。

2. 辅助硬件:

本系统采用两个 A/D 转换器实现双通道并行采集, 并行采集的硬件原理简图如图 2.2.5.2 所示, 具体说明见第 2 章, 此处不再累述。

3. 具体做法:

鉴于所监测设备的特点, 它们的电压信号取自 PT 的付边, 接线于主控室中, 经光电隔离传感器变成弱电信号送入微机, 由于传输距离短, 且幅值占满量程的 2/3 左右, 所以信号清晰, 从示波器上看波形毛刺较少, 所受干扰较小。但

电流信号则不同, 泄漏电流信号经 I/U 变换后, 本身幅值就不大, 且波形毛刺较多, 又经过近 200m 的传输电缆, 受现场电磁干扰的影响相对较大。经比较, 最后选择电压信号作为确定电网频率的基准参考量。并行同步采集法的具体步骤如下:

a. 选择合适的电压通道号、电流通道号和信号放大倍数由串口通讯程序送至下位机, 通过调用 `seri_com(ct_num, pt_num, amp_times, com_port)` 实现这一功能, 合适的采样点数 N_{sum} (总的采样点数, 可根据所需总的采样周期选取, 本文取 7500 个点), 采样间隔 T_s 也应该事先确定, 以便控制两块 A/D 卡的采样, 其中 T_s 指 8253 的输出方波的周期, 本文取 $T_s = 20 \mu S$ 。

b. 信号周期的获取: 对于一组电压采样数据 $U[N_{sum}]$, 从中选择头一个电压波形的上升沿的第一个过零点, 在程序中采用如下的判断语句:

$$\{(U[i-1] \leq 0) \text{ AND } (U[i] > 0) \text{ AND } (U[i+k_1] - U[i]) > k_2\} = 1 \quad (10)$$

其中 k_1, k_2 视整周期采样点数与 A/D 芯片的分辨率而定, 上式第三项保证其为

上升沿, 且由一定的抗干扰作用。从而得到起始点 $U[begin]$ 。假设信号周期为 $T \pm \Delta T$, ΔT 为电网的最大周期波动, 于是一个周期的采样点数在

$$\left[\frac{T - \Delta T}{T_s}, \frac{T + \Delta T}{T_s} \right] \text{ 之间, 随后再在 } \left[begin + \frac{T - \Delta T}{T_s}, begin + \frac{T + \Delta T}{T_s} \right] \text{ 之间按照}$$

(10) 式作出判断以选择另外一个上升沿的第一个过零点, 从而得到 $U[end]$, 于是最后得到整周期采样点数:

$$N_T = end - begin \quad \dots (11)$$

同时可得电网频率:

$$f = \frac{1}{T_s(N_T - 1)} \quad \dots (12)$$

从上面的过程可知, A/D 采样的间隔是固定不变的, 对电网频率波动的自适应性表现在一周期内采样点数的变化。

c. 数字信号预处理: 用上述方法可近似实现同步采集, 获得整周期的采样点数后, 即可对所得的 $U[N_{sum}]$ 与 $I[N_{sum}]$ 进行抗干扰的数字滤波等处理。由于是两块 A/D 并行采集, 所以可视 $U[i]$ 与 $I[i]$ ($i \in [0, N_{sum})$) 为同时刻的采样值, 电压信号的整周期采样点数应与电流信号的整周期采样点数相同。本文将中值平均与归一化平均^[42]相结合, 既可减小脉冲干扰, 又可削弱随机噪声的影响, 此处以对 $I[N_{sum}]$ 的处理为例, 具体做法如图 3.2.1.3 所示; 其中 C 表示取整后总的采样周波数, $MAX[\dots]$ 表示取最大值, $MIN[\dots]$ 表示取最小值。对 $U[N_{sum}]$ 也作类似处理, 最终得到的一组同时采样得到的 U 与 I, 较好地实现了系统整周期采样的要求。

d.现场测试: 从本系统的现场运行可以看出, 在同一时段内连续自动巡回监测中, 每次算得的 f 值都相差不大, 单步调试时可看出整周期采样点数波动极小 (一般为 1 ~ 3 点), 与现场一频率计所示电网频率在误差范围以内可认为是相同的, 说明这种并行同步采集法能较好地实现整周期采样。另一方面, 当 f 有一定波动时, 同一时段内最终所得的监测参量几乎不受影响, 说明这一方法对电网频率的波动具有较强的自适应能力。

4. 结论:

a. 本文提出的这种自适应同步采集法是一种实用性较强并适合于变电站绝缘在线监测的数据采集与预处理的方法。在一定硬件的辅助下, 能有效地实现电压与电流通道的同步采集, 尽量减小 U 、 I 信号相位的通道失真, 从而提高后面谐波分析法的可信度。

b. 并行同步采集法的另一特点是对电网频率波动具有自适应的特性。当电网频率波动时, 它能根据其周期的细微变化自动调整一个周期的采样点数, 将最大误差控制在几个甚至一个采样间隔以内, 尽可能地保证整周期采样, 减小频谱泄漏。

c. 为进一步减小“泄漏效应”, 提高采样率也是一个关键。本文取 $f_s = 50\text{kHz}$, 假设整周期采样的最大误差仅为一个采样间隔, 由 (9) 式可得对应于这个 f_s ,

$$\text{MAX}|\Delta T_0| = \frac{1}{50 \times 10^3}, \quad T_0 = \frac{1}{50} \quad (\text{设原信号频率为 } 50\text{Hz}), \quad \text{所以}$$

$\text{MAX}|\Delta T_0 / T_0| = 0.1\%$, 对于 7 次谐波, $\Delta C_7^* / C_7 = 2.2\%$, 对于本系统而言, 这一误差是可以接受的。

§ 3.2.2 定点线性插值算法

由于本文所采用的 FFT 算法仅能对一周期有 2^i (i 为正整数) 个点的离散数

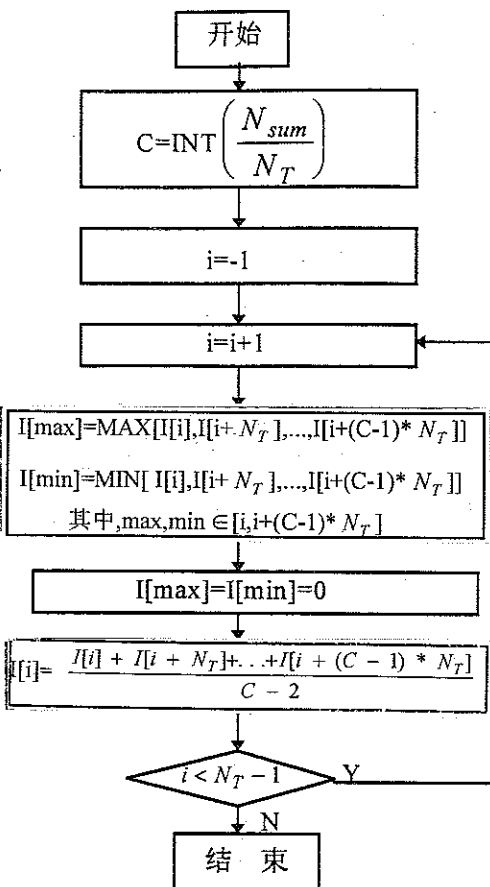


图 3.2.1.3 数字滤波算法流程图

据进行分析,而采用上面所述的自适应同步采集法所得的整周期采样点数并非固定的。A/D转换器的50kHz的数据通过率保证了最终所得的整周期采样点数约为1000点左右。本文由于FFT计算的精度需要,要求要分析的原始数据列能达到每周期包含 $2^{11}=2048$ 个点,所以本文采用一种内插算法将整周期内均匀分布的1000个左右的点插值成固定的2048个点,具体算法如下:

1. 设由自适应同步采集法所得整周期采样点数为 $NUM1$, 其值为 $begin[n]$, $n=0,1,\dots,NUM1$, 此处 $begin[NUM1]=0$; 要将其内插成 $NUM2$ 点(此处取 $NUM2=2048$), 其值为 $later[i]$, $i=0,1,\dots,NUM2-1$; 定义 i 的初值为0。

2. 设 $k_1 \in Z, \theta_1 \in R$, 进行线性内插, 方法示意图如图3.2.2.1所示:

$$k_1 = INT\left[\frac{NUM1-1}{NUM2-1}\right] \times i \quad \dots (13)$$

$$\theta_1 = \frac{NUM1-1}{NUM2-1} \times i \quad \dots (14)$$

$$later[i] = begin[k_1] + (begin[k_1+1] - begin[k_1]) \times (\theta_1 - k_1) \quad \dots (15)$$

3. 令 $i=1$ 到 $i=NUM2-1$, 重复步骤2, 即可完成线性插值的过程。

在本文软件中是通过调用子模块 $transfer(Origin_num, float *u, float *i)$ 实现的; 其中 $Origin_num$ 是所采集的原始数据的点数, $*u$ 与 $*i$ 是指向采样数据值的指针(转换前作为输入数据指针, 转换后作为数据输出指针)。

§ 3.2.3 软件补偿方法

由于容性设备 $tg\delta$ 的测量与MOA阻性电流的获取是属于精密测量, 影响其准确性的因素很多, 也较为复杂, 完全从硬件上消除测量误差是不现实的, 本文仅从下面几个方面加以考虑并给出相应的软件补偿的方法:

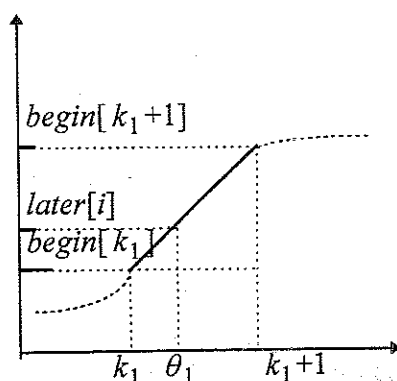


图 3.2.2.1 定点线性插值示意图

1. 运行中 PT 角差变化的影响^[18]: PT 角差被认为是带电测 $tg\delta$ 的最大影响因素之一, 原因在于从 PT 低压侧所抽取的电压信号并不能完全真实地反映高压侧的电压, 无论是从幅值还是相位上来说。110kV 变电站所用的 0.5 级的 PT 角差的允许值不大于 $\pm 20'$, 相当于影响 $tg\delta$ 值 $0 \sim \pm 0.6\%$, 但绝缘良好的设备的 $tg\delta$ 值只有 $0.3\% \sim 0.6\%$ 。当 PT 负荷波动较大时, 角差也随之在这一范围内变化, PT 自身角差随运行时间变化也会发生变化。当 PT 负荷较小时, PT 角差的影响较小。由于变电站内 PT 二次侧仪表 (即负荷) 数目一般变动不大, 所以由负荷变化而引起的角差波动可以忽略, 而大致认为它是一个常量。另一方面, 本系统所采用的电压与电流传感器是 0.2 级的, 本身也存在一个角差的问题。

2. 相间干扰的影响^[9]: 由于 MOA 在现场运行时三相位置靠得较近, 相间存在较大的杂散电容, 使得每相除本身泄漏电流外, 还有邻相耦合电容电流通过, 仪器能测到的一般是二者的合成电流, 它并不能完全反映每相 MOA 的状况, 这种邻相耦合电流的加入给 MOA 泄漏电流的测量带来了误差, 引起了所谓的相间干扰问题。对于一字型排列的避雷器, 具体情况如图 3.2.3.1 所示 (A 相与 C 相的相互影响图中

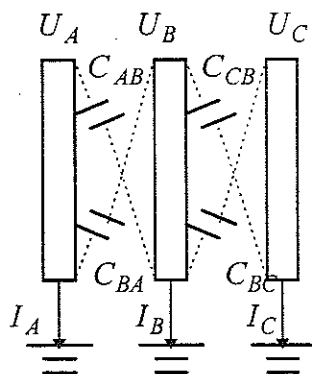


图 3.2.3.1 相间干扰示意图

未画出)。根据现场实测表明^[9], A 相和 C 相避雷器由与受到 B 相的影响, 其泄漏电流的相位分别移后和移前约 $3^\circ \sim 5^\circ$, 峰值略为减小, B 相受 A 相和 C 相的共同作用, 相位和峰值基本保持不变。用 LCD-4 型阻性电流测量仪测出泄漏电流 A 相明显增大, C 相明显减小, B 相则基本不变, 由此造成的误差影响了对 MOA 运行状况的准确判断。

3. 信号传输通道延时的影响: 由于电压与电流信号进入 A/D 转换器之前要经过传输电缆、滤波、放大等部分, 由于信道的不一致性, 它们对电压、电流信号产生的延时并不相同, 由此引起的二者之间的相角差对准确测量 $tg\delta$ 的影响是不能忽视的。

对于以上的几个主要影响因素, 本文在软件上作了相应的补偿与修正, 以期尽量减小误差, 提高监测的准确性:

1. 在本系统的调试阶段, 为减小通道相差, 将一正弦波信号同时加到电压与电流信号的输入端, 再由调试软件计算两通道信号的相位差, 理论上应为 0, 实测表明电流信号通道滞后电压信号通道 0.05rad , 然后再调节输入正弦信号的幅值, 多次测量可知, 此相角差的变化很小。最终确定这一初始硬件通道补偿角 $devi=0.05\text{rad}$, 在分析所得电流信号的相角中加上 $devi$ 即可。用这种方法可在一定程度上减小硬件通道的相角误差。

2. 对于 PT 与传感器引入的附加相位差, 难以用精确的数学方法加以确定, 第 1 点中所述的方法也难以实施。本文采用初始校订法来反推这个附加相位差, 即在测量系统刚安装时, 先用电桥测得被测设备的介质损耗角 δ_0 作为标准值, 然后再用本测量装置测得介损角 δ_1 , 二者的差值 $\Delta\delta = \delta_1 - \delta_0$ 可以大致认为是 PT 与传感器引入的附加误差, 在以后的监测中将所得的数值减去 $\Delta\delta$ 即可。应该说明这只是一种近似的计算方法。将第一点与第二点结合起来, 可在一定程度上解决相角误差的问题。

3. 相间干扰的消除: 现在多采用加移相器或双 CT 法消去相间电容电流的干扰, 其具体算法见文[9], 移相法要求每次测量前均须调节移相器到合适的角度, 且难以考虑到高次谐波的影响, 不大适合于本系统的自动巡回监测。而双 CT 法则要求 A 相和 C 相 MOA 的总电流和阻性电流值是相同的, 即 A 相和 C 相同期老化, 这一要求显然过于苛刻。这两种方法均不能很好地适合本系统的要求, 从实质上讲, 相间干扰电流是通过相间电容的作用而进入另一相的 (见图 3.2.3.1), 因此本文通过测量相间电容, 直接算出相间干扰电流。具体方法简述如下:

设系统三相电压为 $\dot{U}_A$, $\dot{U}_B$ 和 $\dot{U}_C$, 实测得到 MOA 的三相电流为 I_A , I_B 和 I_C , 消去相间干扰后的三相电流为 I_A^* , I_B^* 和 I_C^* , 相间电容分别为 C_{AB} , C_{AC} , C_{BC} , C_{BA} , C_{CA} 和 C_{CB} 。根据相间干扰电流的形成原因, 对于 A 相有下式成立:

$$I_A^* = I_A - j\omega C_{BA} \dot{U}_B - j\omega C_{CA} \dot{U}_C \quad \dots (16)$$

同理, 对于 B 相与 C 相有:

$$I_B^* = I_B - j\omega C_{CB} \dot{U}_C - j\omega C_{AB} \dot{U}_A \quad \dots (17)$$

$$I_C^* = I_C - j\omega C_{AC} \dot{U}_A - j\omega C_{BC} \dot{U}_B \quad \dots (18)$$

对于高次电网谐波的影响根据上面 (16) ~ (18) 式作适当修改求得。还可进一步将全电流分解成阻性与容性分量, 具体做法参见文[24]。

由于本方法要用到高次谐波电压与电流值, 而这些又必须通过对采样数据进行 FFT 分析得到, 所以它适合与谐波分析法配合使用, 方可取得较好的效果。相间电容值存于本系统的数据库中, 计算时从中读取即可, 易于维护。这种方法无须外加硬件, 可考虑到高次谐波的影响, 能在较大程度上弥补前面所述两种方法的不足, 且计算简单, 易于实现。当然, 对分布性考虑的不足是其缺陷, 要依靠它得出精确的结果还须更深入的研究。

§ 3.3 小波分析于在线监测中的应用研究

§ 3.3.1 引言

小波分析 (Wavelet Analysis) 是近年来蓬勃发展起来的一个新的数学分支, 是 Fourier 分析发展史上里程碑式的进展。它是泛函分析、Fourier 分析、样条分析、调和分析、数值分析的最完美的结晶。在应用领域, 特别是在信号处理、图象处理、语音分析、模式识别、量子物理、地震勘探、故障诊断、状态监测等众多学科领域得到 (或将得到) 广泛的应用, 它被认为是近年来数学工具及方法上的重大突破, 已成为学术界和工程界关注的焦点。

它与传统的 Fourier 分析的类似之处在于小波分析也是一种时域-频域分析, 但它的优点是在时域和频域同时具有良好的局部化性质, 可根据信号不同的频率成分, 在时域和频域自动调节采样步长, 对于高频成分采样步长小, 对于低频成分采样步长大, 正是在这一意义下, 小波分析被誉为“数学显微镜”。传统的 Fourier 变换对信号进行时频分析时, 没有任何时频局部化的作用, 事实上,

人们若要得到某个固定频率 ω 处的频谱信息 $\hat{f}(\omega)$, 则必须利用全部的时域信息 $f(t), t \in R$; 若已知局部的频谱信息, 由此并不能获得信号在局部时域中的特性。同样的, 信号在局部时域上的改变会影响它的全部频谱特性, 信号在频域中的局部改变也会影响它在全部时域中的特性。小波分析克服了传统 Fourier 分析在这方面的缺点, 同时在信号分解与重构、信号与噪音的分离、特征提取、数据压缩等工程应用上, 也显示了它的优越性。

它的发展史可追述到 1910 年 Haar 提出的“小波”规范正交基及 1938 年 Littlewood Paley 对 Fourier 级数建立的 LP 理论, 即按二进制频率成分分组及对 Fourier 变换的相位变化本质上不影响函数的形状及大小。其实质性应用是 1984 年法国地球物理学家 Morlet 在进行地震数据分析时引入小波概念于信号分析中对信号进行分解。1986 年, Meyer 构造了具有一定衰减性质的光滑函数, 它的二进制伸缩与平移系构成了 $L^2(R)$ 的规范正交基。1989 年, Mallat 提出了多分辨率分析的概念, 给出了构造正交小波基的一般方法和与 FFT 相对应的快速小波算法 Mallat 算法^[45], 该算法已成功地应用于信号和图象的分解与重构。另一位小波理论的奠基人是美国的 Daubechies, 她构造了具有紧支撑 (Compactly Supported) 的正交小波基, 它在数字信号的小波分解中提供了更为实际与有效的数字滤波器^[35]。在 1990 年, 她在美国作了 10 次关于小波分析的讲座, 将小波分析介绍到工程界, 从此“小波热”就开始了。以后, 由 Colfman 和 Wickerhauser 提出的小波包理论则是小波理论在信号处理应用中的又一重大发展, 它在小波理论的基础上引入了最优基原则, 已在通信、信号检测、分形等方面获得成功的应用。

目前, 小波分析在电力系统中的应用尚处于起步阶段, 人们对它强大的时频

分析功能还认识不足。鉴于小波分析的特点,使得它在电力系统中的有着广泛而光明的应用前景,文[46]对此作了一些分析与展望。本文结合变电站绝缘在线监测系统的实际状况并考虑到现有研究条件的限制,仅尝试将小波分析引入用作信号的抗干扰处理,特别是对一般的模拟滤波器与数字滤波器无能为力的白噪音的减弱作了一些有益的尝试,并进行了一些计算机仿真的工作。对小波分析于在线监测中的应用前景提出了一些建议与展望,以利于以后更为深入的研究。

§ 3.3.2 小波变换时频分辨率特性

从信号处理的角度讲,小波分析是一种谐波分析的方法,它是由法国地球物理学家 A.Grossmann 和 I.Morlet 在 80 年代初提出的。

定义 1 设 $\psi \in L^2 \cap L^1$ 且 $\hat{\psi}(0) = 0$, 则按如下方式生成的函数族 $\{\psi_{a,b}\}$

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad b \in R, a \in R - \{0\} \quad \cdots (19)$$

叫分析小波或连续小波, ψ 叫基本小波或母小波 (Mother Wavelet)。

定义 2 设 ψ 为基小波, $\{\psi_{a,b}\}$ 按 (19) 式给出, 则对 $f(t) \in L^2(R)$, $f(t)$ 的小

波变换定义为: $W_f(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_R f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \cdots (20)$

上式说明小波变换的实质是将信号 $f(t) \in L^2(R)$ 用小波函数集 $\{\psi_{a,b}(t)\}$ 分解的运算。

定义 3 设 $\psi \in L^2 \cap L^1$ 且满足 $C_\psi = \int_R \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$
 $\cdots (21)$

则称 ψ 为容许小波。注意到式 (21) 中蕴含着 $\hat{\psi}(0) = 0$, 所以容许小波一定是基小波。

由上面的几个定义可以看出, 小波函数 $\psi(t)$ 的放缩和平移表现了它对不同频率和不同时间位置的限制, 容许性条件式 (21) 是保证 $\psi_{a,b}(t)$ 和 $\hat{\psi}_{a,b}(\omega)$ 都具有快速衰减性的条件之一, $\psi_{a,b}(t)$ 可作为时窗函数, $\hat{\psi}_{a,b}(\omega)$ 可作为频窗函数。另外由 $\psi \in L^1(R)$ 知 $\int_R |\psi(t)| dt < \infty$, 即 $\psi(t)$ 具有衰减性, 且 $\psi(t)$ 是局部非零的紧支函数, 在这个意义下称它是“小”的; 由容许性条件可推知

$\int_R \psi(t) dt = 0$ 即 $\psi(t)$ 具有波动性; 这就是关于 $\psi_{a,b}(t)$ 被称为小波的原因。

对于由容许小波产生的信号的连续小波变换, 信号 $f(t)$ 可由 $W_f(a, b)$ 按其逆变换来恢复, 即相应的小波逆变换:

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \iint_{R^2} W_f(a, b) \psi_{a,b}(t) \frac{dad b}{a^2} \quad \dots (22)$$

设 ψ 与 $\hat{\psi}$ 都满足式 (21), 定义 $\psi(x)$ 的窗口中心 t^* 与窗口半径 Δ_ψ 如下:

$$t^*(\psi(x)) = \int_{-\infty}^{+\infty} x |\psi(x)|^2 dx / \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 dx \quad \dots (23)$$

$$\Delta_\psi = \left[\int_{-\infty}^{+\infty} (x - t^*)^2 |\psi(x)|^2 dx \right]^{\frac{1}{2}} / \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 dx \quad \dots (24)$$

可知函数 $\psi_{a,b}$ 为中心在 $b + at^*$, 半径为 $a\Delta_\psi$ 的一个窗口函数, 因此 (20) 式表示的小波变换给出信号 $f(t)$ 具有一个时间窗为 $[b + at^* - a\Delta_\psi, b + at^* + a\Delta_\psi]$ 的局部信息; 这个窗对于小的 a 值 (高频信号) 变窄, 而对于大的 a 值 (低频信号) 则变宽, 同时还给出了信号 $f(t)$ 的频谱 $\hat{f}(\omega)$ 具有一个频率窗为 $[\frac{\omega^*}{a} - \frac{1}{a}\Delta_\psi, \frac{\omega^*}{a} + \frac{1}{a}\Delta_\psi]$ 的局部信息。假设 $\hat{\psi}$

的中心 $\omega^* > 0$, 则这个窗具有中心频率 $\frac{\omega^*}{a}$ 且带宽是 $\frac{2\Delta_\psi}{a}$, 于是有中心频率/带宽=

$$((\omega^* / a) / (2\Delta_\psi / a)) = \omega^* / 2\Delta_\psi \quad \dots (25)$$

式 (25) 与尺度 a 无关, 由此可得出适配带通滤波器有如下性质: 中心频率与带宽之比与中心频率的位置无关, 这就被称为“常数-Q 滤波”。

同时在 $t - \omega$ 平面上具有一个矩形时间-频率窗

$$[b + at^* - a\Delta_\psi, b + at^* + a\Delta_\psi] \times [\frac{\omega^*}{a} - \frac{1}{a}\Delta_\psi, \frac{\omega^*}{a} + \frac{1}{a}\Delta_\psi] \quad \dots$$

(26)

这个矩形框的宽度由时间窗的宽度 $2a\Delta_\psi$ 决定, 这样, 对于检测高频信号 (即小的 $a > 0$), 时间窗会自动变窄, 频率窗自动变宽, 使其在高频带具有较好的时间分辨率; 而对于检测低频信号 (即大的 $a > 0$), 时间窗会自动变宽, 频率窗自动变窄, 这就意味着在低频带具有越来越高的频率分辨率 (见图 3.3.2.1)。这就使小波变换具有“自动变焦”的功能。

小波变换有一种常用的等效形式^[37]: 对于 $f \in L^2(R, dt)$ 的小波变换

$$Wf(s, x) = Wf_s(x) = f * \psi_s(x) = \frac{1}{s} \int_R f(t) \psi\left(\frac{x-t}{s}\right) dt \quad \dots (27)$$

由上式可见, 小波变换表现为一系列的卷积运算, 对信号进行小波分解, 实质上就是对信号用不同的滤波器进行滤波。 ψ_s 起系统的作用, 这些滤波器的脉冲响应就是一系列的小波基。对于不同的尺度 s 的小波基, 将信号分解到相应的频带, 尺度因子越小, 对应频带的中心频率越高。即小波变换把信号按不同的尺度进行分解, 它可以表示为一个信号与一个滤波因子的卷积运算。

在上述连续小波的计算机实现上, 往往需要将其变换离散化, 可引入如下定义:

定义 4 函数 $\psi \in L^2 \cap L^1$ 被称为一个二进小波 (Dyadic Wavelet), 若存在二常数 $0 < A \leq B < \infty$ 使得:

$$A \leq \sum_{k \in \mathbb{Z}} \left| \hat{\psi}(2^{-k} \omega) \right|^2 \leq B \quad \dots (28)$$

条件 (28) 被称为稳定性条件。而函数序列 $\{W_{2^k} f\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 叫做 f 的二进小波变换, 其中

$$W_{2^k} f = f * \psi_{2^k}(x) = \frac{1}{2^k} \int_R f(t) \psi\left(\frac{x-t}{2^k}\right) dt \quad (29)$$

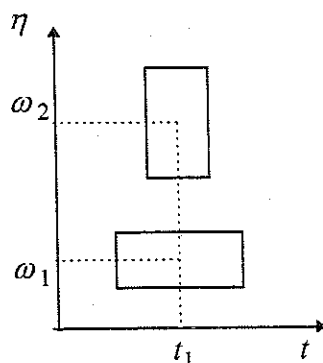


图 3.3.2.1 小波变换“自动变焦”示意图

在小波分析中, 最先得到的就是正交小波基, 它是将上述的二进小波函数通过伸缩和平移而构成 $L^2(R)$ 空间的规范正交基, 信号函数就可以在正交小波基上展开, 从而就可以象傅氏分解那样, 分析各对应于正交基的系数, 由于这些系数反映了信号函数在时间和频率两个域的信息, 因而能够在时域和频域里同时分析信号函数。具体如下: 小波函数 $\psi(t)$ 经过整数放缩和整节点平移构成了时间-频率空间的正交函数族, 即离散正交二进小波:

$$\begin{aligned} \psi_{jk}(t) &= 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad \dots (30) \\ (\psi_{jk}(t), \psi_{il}(t)) &= \delta_{ji} \delta_{kl} \quad i, l \in \mathbb{Z} \end{aligned}$$

于是信号可用小波级数表示如下:

$$\begin{aligned} f(t) &= \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} C_{jk} \psi_{jk}(t) \quad \dots (31) \\ C_{jk} &= (f(t), \psi_{jk}(t)) \end{aligned}$$

为实现小波级数描述 $f(t) \in L^2(R)$, 应要求 $\{\psi_{jk}(t)\}_{j,k \in \mathbb{Z}}$ 满足 Riesz 条件:

$$A \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} |C_{jk}|^2 \leq \left\| \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} C_{jk} \psi_{jk}(t) \right\|_0^2 \leq B \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} |C_{jk}|^2 \quad \dots (32)$$

上式表明一个能量有限的函数能被有效地展开, 且展开系数能表现能量有限的特点。分解系数 C_{jk} 就是相应的离散二进小波变换, 离散二进小波变换是连续小波变换的特殊情形, 在 $\psi_{ab}(t)$ 中取 $a = 2^{-j}, b = 2^j k$ 就可得 $\psi_{jk}(t)$, 它所给出的矩形时一频窗为: $[2^j k + 2^{-j} t^* - 2^{-j} \Delta_\psi, 2^j k + 2^{-j} t^* + 2^{-j} \Delta_\psi] \times [2^j \omega^* - 2^j \Delta_\psi, 2^j \omega^* + 2^j \Delta_\psi]$

特别地若取 $\omega^* = 3\Delta_\psi$, 则有频率窗 $[2^{j+1}\Delta_\psi, 2^{j+2}\Delta_\psi]$, 于是信号正频率可按频窗宽度 $2\Delta_\psi$ 分离, 即 $(0, \infty) = \bigcup_j (2^j \Delta_\psi, 2^{j+1} \Delta_\psi)$, 上述小波变换可实现频率在上述频带内的带通滤波。

§ 3.3.3 小波函数的引入

单独寻找一个小波母函数 ψ , 使其经放缩与平移后所得的函数族 $\{\psi_{jk}(t)\}_{j,k \in \mathbb{Z}}$ 构成 $L^2(R)$ 的基底是很难的, 现在一般采用源于计算机视觉系统内的多尺度分析 (Multi-Resolution Analysis, MRA) 的方法, 其基本思想是将 L^2 中的函数表示为一系列逐次逼近式, 其中每一个逼近式都是 $f(x)$ 经平滑后的形式, 它们对应于不同的分辨率。

空间 $L^2(R)$ 中一闭子空间序列 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 称为 $L^2(R)$ 的一个多尺度分析或逼近^[4], 若下列条件都满足:

1. 单调性: $V_j \subset V_{j-1}, \forall j \in \mathbb{Z}$;
2. 逼近性: $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}, \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(R)$;
3. 伸缩性: $u(x) \in V_j \Leftrightarrow u(2x) \in V_{j-1}, \forall j \in \mathbb{Z}$;
4. 平移不变性: $u(x) \in V_0 \Rightarrow u(x-k) \in V_0, k \in \mathbb{Z}$;
5. Riesz 基: 存在 $g \in V_0$, 使得 $\{g(x-k) | k \in \mathbb{Z}\}$ 构成 V_0 的 Riesz 基, 即对

任何 $u \in V_0$, 存在唯一序列 $\{a_k\} \in l^2$ 使得 $u(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_k g(x-k)$; 同样,

对任意序列 $\{a_k\} \in l^2$ 确定一函数 $u \in V_0$, 且存在正数 A, B , 其中 $A \leq B$, 使得下列不等式成立: $A\|u\|^2 \leq \sum_{k \in \mathbb{Z}} |a_k|^2 \leq B\|u\|^2 \quad \forall u \in V_0$

由上述的 MRA 可方便地构造小波函数;

设 $\{\varphi(t-n)\}$ 是 V_0 的标准正交基, 且对 $\{h_n\} \in l^2$ 有:

$$\varphi(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_n \varphi(2t - n) \quad \dots (33)$$

$$\text{若令 } \psi(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} (-1)^n h_{1-n} \varphi(2t - n) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} g_n \varphi(2t - n) \quad \dots (34)$$

$$\psi_{jn}(t) = 2^{j/2} \psi(2t - n) \quad \dots (35)$$

$$V_j = \text{span}\{\varphi_{jn}(t), n \in \mathbb{Z}\} \quad \dots (36)$$

$$W_j = \text{span}\{\psi_{jn}(t), n \in \mathbb{Z}\}$$

可以推出 W_j 为 V_j 在 V_{j+1} 的正交补, 即 $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$, $\{\psi_{jn}(t)\}$ 为 W_j 的

一组标准正交基且 $\bigoplus_{j=-\infty}^{j=+\infty} W_j = L^2(\mathbb{R})$, 两子空间的关系见图 3.3.3.1。由此所

得的 W_j 称为小波子空间, $\psi(t)$ 为小波母函数, $\varphi(t)$ 被称为尺度函数, 式 (33) 被称为双尺度方程。

$$\begin{array}{ccccccc} V_0 & \nearrow & V_1 & \nearrow & V_2 & \nearrow & V_3 - \dots - V_N \longrightarrow L^2(\mathbb{R}) \\ W_0 & \searrow & W_1 & \searrow & W_2 & \searrow & \end{array}$$

图 3.3.3.1

设 $f_j \in V_j, \omega_j \in W_j$, 模拟信号 $f(t)$ 在 V_j 与 W_j 空间的

有限分解形式如式 (37) 与 (38) 所示:

$$f_j = \sum_k C_k^j \varphi_{jk}, 0 \leq j \leq N \quad \dots (37)$$

$$C_k^j = (f, \varphi_{jk})$$

$$\omega_j = \sum_k d_k^j \psi_{jk}, 0 \leq j \leq N-1 \quad \dots (38)$$

$$d_k^j = (f, \psi_{jk})$$

其中展开系数 $\{C_k^j\}$ 是 $f(t)$ 被限制到 V_j 中的表现, f_j 被称为 f 在尺度 j 上的多分辨率逼近, 它包含 f 中频率不超过 2^{j-N} 的成分, f_j 相对于 f_{j+1} 而言是低频信息。展开系数 $\{d_k^j\}$ 是 $f(t)$ 被限制到 W_j 中的表现, ω_j 被称为 f 在尺度 j 上的二进小波变换, 它包含 f 中频率介于 2^{j-N} 和 2^{j+1-N} 之间的成分, $\omega_j = f_{j+1} - f_j$ 。

§ 3.3.4 Mallat 塔式算法^{[35],[37],[38]}

Mallat 塔式算法就是指小波重构与分解算法, 任何一个离散信号均可用小波变换进行重构和分解。它是运用小波变换进行信号分析的基础算法, 其算法的推导过程就不再详述 (可参见文[35], [37], [38]), 其结论如下:

设滤波系数 $\{h_n\}, \{g_n\}$ 已经选定, 已知离散信号 $f_N \in V_N$, 即已知 $\{C_k^N\}$,

要由此计算出 $\{C_k^j\}, \{d_k^j\}, 0 \leq j \leq N-1$, 即得到所谓分解算法; 联合考虑 (37) 与 (38) 式, 并考虑到各子空间的正交性有如下推导:

$$\begin{aligned} C_n^0 &= (f_0, \varphi_{0n}) = (f_0 + \omega_0, \varphi_{0n}) = (f_1, \varphi_{0n}) \\ &= \sum C_k^1(\varphi_{1k}, \varphi_{0n}) = 2^{1/2} \sum C_k^1(\varphi(2t-k), \varphi(t-n)) = \\ &= 2^{1/2} \sum C_k^1 \sum h_l(\varphi(2t-k), \varphi(2t-2n-l)) \\ &= 2^{1/2} \sum_k C_k^1 h_{k-2n} \end{aligned}$$

同理可得:

$$d_n^0 = 2^{1/2} \sum_k C_k^1 g_{k-2n}$$

将 j 逐步增大, 重复以上推导, 由此得到分解算法的递推公式:

$$\begin{aligned} C_n^j &= 2^{1/2} \sum_k C_k^{j+1} h_{k-2n}, \\ d_n^j &= 2^{1/2} \sum_k C_k^{j+1} g_{k-2n}, \end{aligned} \quad 0 \leq j \leq N-1, n \in Z \quad \dots (39)$$

回复算法是分解算法的逆过程, 此时是已知数据 $\{C_k^j\}, \{d_k^j\}, 0 \leq j \leq N-1$, 要求利用它们能重构出 $\{C_k^N\}$ 的数据, 推导可得重构算法递推公式为:

$$C_n^{j+1} = 2^{1/2} \sum_k C_k^j h_{n-2k} + 2^{1/2} \sum_k d_k^j g_{n-2k} \quad \begin{matrix} 0 \leq j \leq N-1 \\ n \in Z \end{matrix} \quad \dots (40)$$

其分解与重构过程可用图 3.3.4.1 表示。这一算法的数学实现并不难, 其核心问题在于滤波器 h_n, g_n 的选择上, 它们分别对应着尺度函数 $\varphi(x)$ 与小波母函数 $\psi(x)$ 。

§ 3.3.5 小波除噪原理与方法

1. 信号的奇异性与正则性:

在数学上常用奇异性反映信号的不规则程度, 用正则性反映信号的规则及光滑程度。局部奇异性常用 Lipschitz 指数来描述。

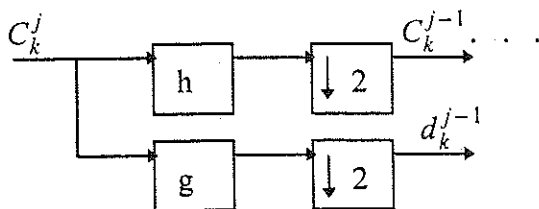
定义 4 令 n 是一正整数, 有 $n \leq a \leq n+1$, $f(x)$ 在 x_0 点是 Lipschitz a 的充要条件是存在两常数 A 以及 $h_0 > 0$, 且有一 n 阶多项式 P_n , 使得对于 $h < h_0$, 有:

$$|f(x_0 + h) - P_n(h)| \leq A|h|^a \quad \dots (41)$$

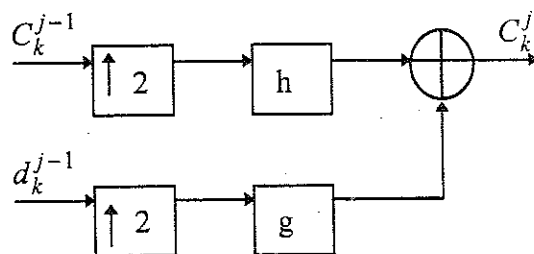
定义 5 称所有使 $f(x)$ 在 x_0 为 Lipschitz a 的所有 a 值的上界 a_0 为 $f(x)$ 在 x_0 点的 Lipschitz 正则。

从定义 4 可知, 若一个函数在一点 x_0 处连续可导, 则它在 x_0 处 Lipschitz 1 的。若 $f(x)$ 在 x_0 点可导, 导数有界, 但不连续, 则 $f(x)$ 在 x_0 处仍然是 Lipschitz 1 的, 即 $f(x)$ 在 x_0 处不是奇异的。

如果 $f(x)$ 是 Lipschitz a , $a > n$, 那么可以证明 $f(x)$ 在 x_0 处是 n 阶可导的, 且多项式 P_n 为 x_0 处展开的泰勒级数的前 $n+1$ 项。Lipschitz 正则 a_0 给出了函数 $f(x)$ 可导性的更精确的指标, 如果 a_0 满足 $n < a_0 < n+1$, 那么可知 $f(x)$ 在 x_0 处 n 次可导, 但它的 n



分解示意图



重构示意图

图 3.3.4.1

阶导数在 x_0 处是奇异的, 且 a_0 刻画了这个奇异性。函数 $f(x)$ 的 Lipschitz 正则 a_0 越大, 则 $f(x)$ 越光滑, 若在 x_0 处不连续, 但有界, 则 $f(x)$ 的 Lipschitz 正则 $a_0 = 0$, 若在 x_0 处连续, 但不可导, 其 Lipschitz 指数为 $0 < a < 1$ 。

判断信号 $f(x)$ 的奇异性主要是通过测量它的 Lipschitz 正则进行的。有如下定理将二进小波与奇异性联系起来:

定理 1 假设小波 $\psi(t)$ 连续可导、实值、具有紧支集。设 $f(x) \in L^2(R)$, $[a, b] \in R$, 又设 $0 < \alpha < 1$, 则对任意 $\varepsilon > 0$, $f(x)$ 在区间 $(a + \varepsilon, b - \varepsilon)$ 上是一致 Lipschitz α 的, 当且仅当对于任意的 $\varepsilon > 0$, 存在一个常数 A , 使得对于 $x \in (a + \varepsilon, b - \varepsilon)$ 及 $s > 0$, 有下式成立:

$$|Wf(s, x)| \leq AS^\alpha \quad \dots (42)$$

该定理将在小尺度上 $f(x)$ 的小波变换的渐进衰减与局部 Lipschitz 正则联系起来。有关证明与推导见文 [34]。可大致得出小波变换模 $|Wf(s, x)|$ 在不同 α 情况下随尺度 s 变化有如下规律: $\alpha > 0$, s 增加, $|Wf(s, x)|$ 增加, α 越大, $|Wf(s, x)|$ 增加越快; $\alpha = 0$, s 增加, $|Wf(s, x)|$ 不变; $\alpha < 0$, s 增加, $|Wf(s, x)|$ 减小。一般来讲, 根据小波变换模 $|Wf(s, x)|$ 的变化情况就可大致判断信号在某个区间或某点的奇异性及对应的 Lipschitz 指数的取值范围。

2. 噪音的小波变换特性:

由于现场电磁干扰较为强烈, 且信号通道往往由于一些模拟元件的热噪音等的影响, 也易于产生各种干扰, 造成了被监测信号往往伴随着大量的噪音, 例

如白噪音等。严重时对变电站绝缘在线监测的影响是很大的,如可影响本身就很小的容性设备介损角的准确测量,对 MOA 阻性电流的准确分离的影响也是不可忽略的,它造成的信号过零点采集的困难以至不能获得准确的信号周期将影响通过 FFT 变换(造成较大的频谱泄漏,如 3.2.1 节所述)所获得监测参量的可信度。对于这种含有宽带噪音的信号,传统的模拟滤波与数字滤波的处理方法有明显的局限性,小波变换具有可进行时频同时局部分析的特点,可更有效地处理突变信号,具有传统方法不可比拟的、非常灵活的对奇异特征提取与时变滤波等功能,可在低信噪比的情况下进行有效滤波并检测出有用信号。

噪声的小波变换特征是小波除噪的基本出发点。其特点如下:

定理 6 设 $n(x)$ 是实的、宽平稳白噪声,其方差为 σ^2 ,那么白噪声的小波变换 $W_S(s, x)$ 的期望值

$$E(|W_S(s, x)|^2) = \frac{\|\psi\|^2 \sigma^2}{s} \quad \dots (43)$$

该定理说明, $E(|W_S(s, x)|^2)$ 的衰减正比于 $1/s$,即随尺度的增加白噪声的小波变换幅值平均减小。

定理 7 若白噪声 $n(x)$ 是高斯白噪声,在尺度 s 上,其小波变换模的平均密度为

$$d_s = \frac{1}{s\pi} \left(\frac{\|\psi^{(2)}\|}{2\|\psi^{(1)}\|} + \frac{\|\psi^{(1)}\|}{\|\psi\|} \right) \quad \dots (44)$$

式中 $\psi^{(1)}, \psi^{(2)}$ 分别是 $\psi(x)$ 的一阶及二阶导数。该定理说明白噪声的小波变换模值的平均密度正比于 $1/s$,即随尺度 s 增大,其密度减小。另外还可以证明高斯白噪声是一致 Lipschitz $-\frac{1}{2} - \varepsilon$ 的分布, $\varepsilon > 0$ 。由此可见离散白噪声是几乎处处奇异的。由定理 6、定理 7 及上述第 1 点所述可知,随着尺度的增加,白噪声的小波谱将是逐渐消失的。

3. 小波除噪方法及仿真研究:

小波除噪的基本思想是首先将混有噪声的信号进行小波分解,根据噪声与信号在各尺度(频带)上的小波谱具有不同的表现这一特点,将各尺度上由噪声产生的小波谱分量,特别是将那些噪声波谱占主导地位的尺度上的噪声小波谱分量去掉,这样保留下来的小波谱基本上就是原信号的小波谱,再利用小波变换的重构算法重新构造出原信号,即可得去噪后的信号,如何去除噪声的小波谱可根据上面第 2 点所阐述的原则进行。

华中理工大学硕士学位论文

根据本系统所监测信号的特点(大部分为低频信号),考虑到小波变换的可叠加性,将高斯白噪声与所感兴趣的低频信号分别在5个尺度上进行二进小波变换,如图3.3.4.2所示。通过对二者进行分析,可得出小波除噪的实用判据。

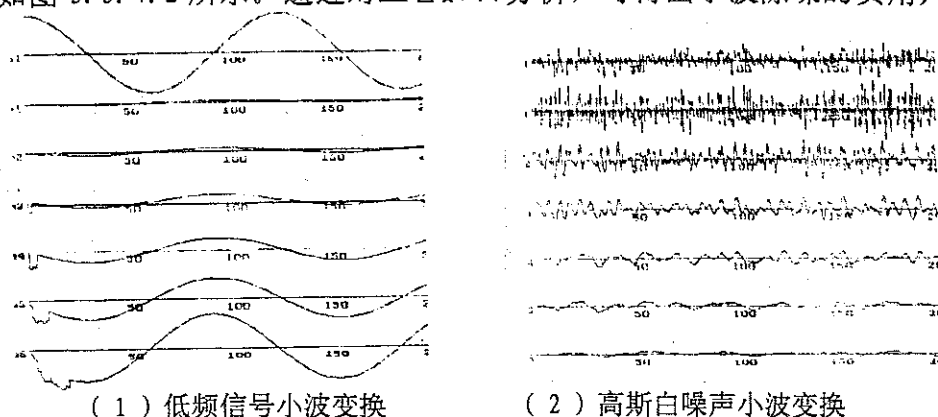


图 3.3.4.2

注:图中,第1个图形为原始信号波形,其他5个为尺度1~尺度5上的小波变换。由此得出以下几点:

a.小波分解结果证明上面第2点所述的内容,白噪声信号的小波谱将随尺度的增加而迅速减小,它仅在小尺度上有明显的表现,图中所示当到尺度4时,看出为它对信号重构的影响已经很小了。

b.对于低频信号的小波分解图示可知,在小尺度上可用低频信号的小波谱几乎为0,随着尺度的增加,它的表现才逐渐明显,从上图可知,应该重视尺度4及以上的小波变换结果对信号重构的影响。

通过以上a)与b)两点的分析,可得到如下简单的针对保留低频信号的除噪原则:保留原始信号尺度4及以上的分解数据,将1~3尺度上的数据置为0。这样即可尽量消除白噪声对信号的干扰,又可最大程度上保留可用的低频信号成分。

我们利用上述原理编制了C++程序,其算法如下:

先假设混杂的噪音为高斯白噪声, $n(x) = NID(0, \sigma^2)$, 其中 σ 表示标准方差。所选用的可用信号为正弦波 $f(i) = M * \sin(2\pi f_i / f_s)$, $i \in (0, 1, \dots, 511)$; 式中, f 表示信号频率, f_s 表示采样频率, M 表示幅值大小。二者作线性叠加,得到原始离散信号。

a.为简洁与说明问题起见,本文选用对应于二次中心B样条小波的滤波器脉冲响应,其中 $h[n] = \{0.125, 0.375, 0.375, 0.125\}$; $g[n] = \{-2.0, 2.0\}$; 同时确定分解尺度为5。

b.对混有白噪声的离散信号进行二进小波变换(具体方法的推导及实施过程见文[38]), 分别得到5个尺度上的信号小波变换值与信号逼近值。

c.为达到除噪效果,根据前面所述原则,置低尺度的小波变换的数值为0。

d. 根据重构算法得到消噪结果。

为体现除噪效果，特将仿真结果列成表 3.3.4.1，以体现出不同尺度值置 0 时除噪效果的差别：

从表 3.3.4.1 中的数据，可得出以下结论：

a. 噪声小波谱较大的小尺度上的数据置 0 后，信号的信噪比均有明显提高，随着被置 0 的小尺度个数增加，信噪比提高的倍数也增加，但当被置 0 的小尺度个数超过 4 个时，倍数增加减缓，有时甚至可能下降。究其原因，是因为更高尺度上噪声的小波谱已不再明显，相反，其上有有用低频信号的小波谱开始占优，此时将其置 0，不但不能起到除噪的作用，还可能使重构信号与原信号相比有较大的失真，结果体现出信噪比提高倍数的降低。

b. 从表中可看出，当可用信号幅值均为 50，仅改变高斯白噪声的 σ 值时，在一定范围内，对于大的白噪声，小波除噪的效果更为明显（体现为信噪比提高倍数的增加），可见此算法对噪声具有很强的抑制能力。

白噪声信号 标准方差 σ	可用信号幅值 M	置 0 层数	初始 SNR (dB)	除噪后 SNR (dB)	SNR 提高倍 数
10	30	1	6.83	9.47	1.38
10	30	1 ~ 2	6.85	11.887	1.735
10	30	1 ~ 3	6.4	16.06	2.51
10	30	1 ~ 4	6.337	16.71	2.64
10	30	1 ~ 5	6.14	17.2	2.80
20	50	1	4.9	7.3	1.49
20	50	1 ~ 2	4.8	11.2	2.33
20	50	1 ~ 3	4.69	16.34	3.484
20	50	1 ~ 4	4.7	19.0	4.04
20	50	1 ~ 5	4.7	18.0	3.83
30	50	1	0.841	2.574	3.06
30	50	1 ~ 2	1.81	8.54	4.722
30	50	1 ~ 3	2.0	12.6	6.33
30	50	1 ~ 4	1.3	16.5	12.7
30	50	1 ~ 5	1.6	16.05	10.0
2	30	1	20.3	22.5	1.11
2	30	1 ~ 2	20.47	26.72	1.31
2	30	1 ~ 3	21	30.5	1.452
2	30	1 ~ 4	20.4	28.1	1.377
2	30	1 ~ 5	16.3	19.9	1.221

表 3.3.4.1 小波除噪结果表

注: a. SNR (信噪比) 的定义如下:

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} x_n^2}{\sum_{n=0}^{N-1} y_n^2} \right)$$

其中, x_n 表示离散信号值, y_n 表示白噪声的离散值, 上面的分式表示信号能量与噪声能量的比值。

b. 高斯白噪声可用 Box-Muller 方法产生高斯分布的随机数得到^[47], 标准方差用以衡量白噪声的功率大小。其大小由下式确定:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum y_i^2}{N-1} - \left(\frac{\sum y_i}{N-1} \right)^2}$$

此外, 在图 3.3.4.3 所示的原始信号与除噪后信号的对比图中可清晰地看出小波除噪的效果。

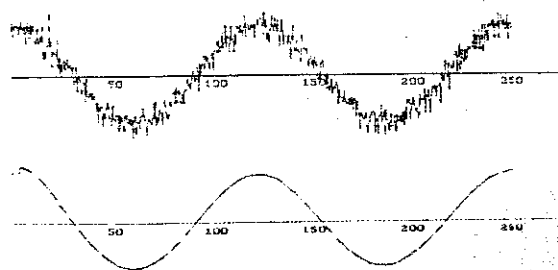


图 3.3.4.3 小波除噪前后信号波形图

§ 3.3.5 小波变换于变电站绝缘在线监测中的应用前景

由于条件限制, 本文仅就小波除噪作了计算机仿真。除了它可在本系统中应用外, 在变电站绝缘在线监测中的其他方面还大有用武之地。

1. MOA 在正常状况下, 仅有微弱的泄漏电流流过 MOA 本体, 其电流波形近似为正弦波, 但当 MOA 受潮或老化到一定程度时, 其电流波形如图 3.3.5.1 所示, 由于这时阻性电流高次谐波的迅速增长, 导致电流波形上出现了突起, 如果监测时信号噪音污染严重, 而这一突起本身并不大 (但表明 MOA 已开始劣化, 应及时发现), 混杂于噪音中时, 利用常规的方法对其准确监测将有一定困难。但值得注意的是这种劣化信号的奇异点 (突起) 所具有的 Lipschitz 指数是非负的, 而前面已指出噪声是一个

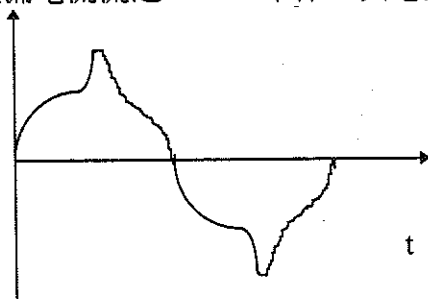


图 3.3.5.1 MOA 劣化时
泄漏电流波形示意图

个 Lipschitz- $\frac{1}{2} - \varepsilon$ 的分布,

$\varepsilon > 0$, 其 Lipschitz 指数是负的, 正是这一点区别, 通过小波变换, 白噪声信号与劣化信号的模极大值在不同尺度上的不同特性可清楚的表现出来, 从而可区别这两种信号; 而且由于小波变换良好的时域与频域的局部性, 还可较为精确地判断突变信号的位置 (通常这一突起位于全电流信号的 $(\frac{\pi}{2}, \pi)$,

$(\frac{3\pi}{2}, 2\pi)$ 范围内), 以帮助进行故障诊断。

2. 局部放电的在线监测: 小波变换的强项在于分析短时瞬态信号、非平稳过程信号、含宽带噪声信号等, 而局部放电信号在时域内可表示为脉冲信号^[1], 适合于小波分析, 而且由于小波分析在时频域同时具有良好的局部化性质, 可省去文[1]中提到的“开窗”法, 结合时域的脉冲定位与频域的小波谱特征, 理论上, 运用小波变换分析局放脉冲是可行的, 具体应用尚待进一步的研究, 但其前景是很乐观的。

3. 小波分析与神经网络和专家系统等结合使用^[46], 可望使智能化诊断不断完善。例如小波变换的模极大值能描述一个信号的奇异性, 将某些典型信号加以特征提取, 可形成某方面专家系统的知识库 (如变压器不同性质局部放电信号出现的相位不同, 依此可帮助进行故障诊断)。

§ 3.4 现场实测

本系统已安装在武汉地区的一座 110kV 变电站铁桥村变电站, 调试工作已基本完成, 现在正在进入最后的数据采集阶段。

由于目前在线监测的精度尚无明确的规程规定, 本文是参照停电预防性试验结果, 根据其测量稳定性进行分析的。现将其中一天的监测数据 (存于历史库中) 列表如表 3.4.1 (均在晴天中午所测);

华中理工大学硕士学位论文

设备名称	相位	介损正切值 (%)	泄漏电流 (mA)	电容量 (pF)	相电压 (kV)
1#变套管	A	0.542	6.644	234.4	63.72
1#变套管	B	0.551	6.416	226.4	63.73
1#变套管	C	0.628	6.424	226.6	63.66
2#变套管	A	0.480	6.489	229.1	63.62
2#变套管	B	0.589	6.306	222.6	63.71
2#变套管	C	0.372	6.085	214.8	63.67
1#CT	A	0.541	21.27	750.6	63.67
1#CT	B	0.502	22.06	778.2	63.68
1#CT	C	0.461	22.42	791.0	63.53
2#CT	A	0.495	22.20	783.1	63.67
2#CT	B	0.576	20.59	726.4	63.64
2#CT	C	0.603	21.32	752.0	63.56
3#CT	A	0.369	20.82	735.8	63.55
3#CT	B	0.515	21.23	750.2	63.58
3#CT	C	0.538	22.51	795.6	63.58

(1) 97年10月31日所测容性设备数据

设备名称	相位	全电流 (mA)	阻性电流 (mA)	容性电流 (mA)	基波阻性电流 (mA)	功耗 (W)
1#MOA	A	1.079	0.343	0.880	0.123	7.732
1#MOA	B	0.880	0.101	0.608	0.075	4.764
1#MOA	C	0.825	0.073	0.593	0.050	3.146
2#MOA	A	0.819	0.057	0.583	0.038	2.410
2#MOA	B	0.805	0.105	0.566	0.068	4.32
2#MOA	C	0.942	0.172	0.668	0.106	6.704

(2) 97年10月21日所测避雷器设备数据

表 3.4.1 系统的一组监测数据表

对于一套变电站绝缘在线监测系统来说, 现场运行中的一个重要问题就是稳定性问题, 对于一些精确量 (如介损角) 的测量, 随监测环境、气候条件等的变化其分散性很大, 所以对本系统稳定性的要求可认为在同一时段内达到一定要求即可, 若要求数天所测数据均达到相当接近的程度是不现实的。下面以 2#变套管 A

相在 97 年 10 月 30 日中午连续 7 次所测数据作为一例来从一个侧面说明本测量系统的稳定性 (如表 3.4.2 所示), 从表中可得出所测最大值与最小值之差为 $0.463 - 0.341 = 0.122$ 。对于其他容性设备与避雷器设备的阻性电流的值其稳定性也有类似情况, 就不一一列举了。所以在误差范围内可认为监测结果是稳定的。

介损正切值 (%)	泄漏电流 (mA)	电容量 (pF)
0.428	6.463	230.3
0.452	6.441	229.5
0.405	6.430	229.2
0.387	6.443	229.4
0.341	6.562	229.3
0.398	6.333	229.4
0.463	6.611	229.3

表 3.4.2 2#变套管 A 相连续测量结果

第四章 人工神经网络诊断初步

通过对高电压设备的电压、电流等物理量经传感器、硬件采集、软件完成数字信号处理与分析等环节后,得到一些用以判断设备正常运行与否的参量。以往一般是通过参量越限的方法来作出判断。但在变电站绝缘在线监测的应用中,由于设备的运行现场,电磁环境、气候环境、温度与湿度的变化等因素极其复杂,对这些设备的监测参量的影响也是十分复杂的,仅用参量越限的方法作设备诊断显得过于单一,不能很好地适应现场的要求。本章尝试利用神经网络具有高度非线性映射的能力,与模糊集理论相结合,进行了理论分析与编程实践,尚需不断完善,应用到实践中去。通过实例分析,证明了它在一定范围内的有效性。但鉴于环境因素影响的复杂性,本文所做的仅是起到抛砖引玉的作用。

§ 4.1 神经网络的基本原理^{[43],[44],[26]}

§ 4.1.1 基本概念

神经网络是一个高度复杂的非线性动力学系统,它是采用物理可实现的器件或采用现有的计算机来模拟生物体中神经网络的某些结构与功能,并将其应用于工程或其他领域,用以处理目前计算机或其他系统不能解决的问题,如学习、模式识别、专家系统等。它由许多神经元互连而成,虽然每个神经元的结构和功能十分简单,但由大量神经元构成的网络系统的行为却是十分丰富多彩和复杂的。通过它可以在一定程度上模拟人的思维,使其具有相当的“智能”,将其与计算机技术相结合,可以在工程应用中使系统具有“智能”,在一定程度上替代一些需人为干预的场合。

§ 4.1.2 人工神经网络的特点及发展

图 4.1.2.1 是一个人工神经单元的示意图,图中 $x_1, \dots, x_n$ 表示其他神经元的轴突输出, $\omega_1, \dots, \omega_n$ 为其他几个神经元与第 i 个神经元的突触相连, $\omega_1, \dots, \omega_n$ 可以为正,也可以为负,分别表示兴奋性突触与抑制性突触,数值的大小是根据突触不同的化学变化而各不相同,每个神经元满足:

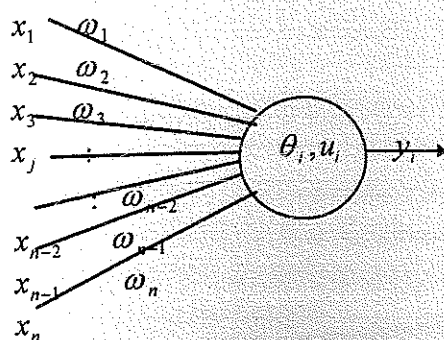


图 4.1.2.1 人工神经元的示意图

$$s_i = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i - \theta_i \quad \dots (6)$$

$$u_i = g(s_i) \quad \dots (7)$$

$$y_i = f(u_i) \quad \dots (8)$$

其中(6)式表示神经元 i 突触后电位的累加值, θ_i 为阈值。式(7)中, u_i 为细胞 i 的状态, y_i 为神经元 i 的输出, $f(u_i)$ 是一个单调上升的有限值函数, 这是由于在生物体中神经细胞单元脉冲发放率有一个最大值, 而且不能永远无限上升的缘故。图 4.1.2.1 简单表明了神经元的基本功能, 人工神经网络就是由这些基本的神经元按不同方式互连而成。它有如下的固有特点:

1. 人工神经网络在结构上与目前的计算机不同, 它是由很多小的处理单元互连而成, 每个处理单元的结构如图 4.1.2.1 所示, 并由(6), (7), (8)来描述, 每个单元功能简单, 但大量简单的处理单元集体的、并行的活动将得到预期的识别、计算结果, 具有较快的速度。
2. 人工神经网络具有很强的容错性, 即局部的或部分的神经元损坏后, 不影响全局的活动。
3. 人工神经网络所记忆的信息是存储在神经元之间的权中, 从单个权中看不出其存储信息的内容, 因而是分布式的存储方式。
4. 人工神经网络系统具有学习功能, 能很快适应周围环境, 不用编程或仅需简单编程。

人工神经网络与现代计算机最大的不同在于其存储单元、运算单元、控制单元都融合在一个网络中, 上面提到的几点也体现了它的优势所在, 是现代计算机所不能比拟的。因此在一些实际应用领域(如识别感知、智能诊断、专家系统等)可发挥不可替代的作用。

人工神经网络的发展大致可追溯到 20 世纪 50 年代, McCulloch 和 Pitts 发表了一篇著名的论文, 描述了一个简单的人工神经网络模型。1958 年 Frank Rosenblatt 定义了一个神经网络结构, 称为感知器 (perceptron), 这是第一个真正的人工神经网络, 通过在 IBM704 计算机上进行模拟, 证明它有能力通过调整权的学习达到正确分类的结果。1960 年, Bernard Widrow 和 Marcian Hoff 提出了 LMS 算法, 后来广泛应用于反传网络 (Back-Propagation) 算法与其他信号处理系统中。1969 年, Marrin Minsky 和 Seymour Papert 在发表的 “Perceptrons” 的论著中说明了单层 Perceptron 只能作线性划分的局限性, 对非线性问题或其他分类会遇到很大的困难。这个结论对当时的人工神经网络的研究无疑是一个沉重打击。其间, 一些著名的理论(如 Kohonen 的自组织理论, Gail Carpenter 的自适应理论 (ART) 等)仍然得到了发展。1982 年, 美国的 John J. Hopfield 博士提出了易于用集成电路实现的 Hopfield 网络, 它有一个重要的思想: 对于一个给定的神经网络, 他提出一个能量函数, 这个能量函数正比于每个神经元的活动值和神经元之间的连接权, 而活动值的改变算法是向能量函数减小的方向进行, 一直达到一个极小值为止, 在一定条件下网络可达稳定状态。1984 年, 贝尔实验室宣布第一个硬件人工神经网络芯片是在利用 Hopfield 理论的基础上实现的。可以说, Hopfield 博士点燃了人工神经网络复兴

的火把,掀起了各学科关心神经网络的一个热潮。1987年,在美国召开了第一届国际神经网络会议,随后,国际人工神经网络协会成立。它的研究也推广到世界各地,在应用方面已达到一定的深度和广度,芯片已逐步形成产品。当然,随着人工神经网络的应用深入,人们也发现原有的模型和算法所存在的问题,理论方面的深入也碰到很多原来非线性理论中的难点,可人们相信,在深入、广泛应用的基础上,这个领域将会继续发展,并对科学技术有很大的促进作用。

§ 4.1.3 人工神经网络的分类

神经网络大致由神经元、神经元变换函数、网络互连结构、算法等部分组成,这里从这几个方面简单地介绍人工神经网络的分类:

1. 神经元变换函数的类型:

神经元的状态 u_i 和输出 y_i 的关系是一个非线性关系,一般有如下几种:

- (1).硬函数:此函数的输出值 y_i 是一个二值变量,其值为 ± 1 ,也可以为0、1二值。Perceptron模型、M-P模型、以及Hopfield在1982年所提出的模型都属于这种二值变量的硬函数。
- (2).分段线性关系函数:其值连续地从0到1,但仍是一种线性关系。在CNN网络中就采用这种模型。
- (3).非线性函数:它是一个单调上升的光滑函数,可用下式表示:

$$y_i = f(u_i) = \frac{1}{1 + e^{-u_i}} \quad \dots (8)$$

在Fukushima模型和Back-Propagation模型中都采用这一函数。

2. 神经网络互连模式的分类:

- (1).前馈式网络:前馈式网络中的神经元是分层排列的,每个神经元只与前一层的神经元相连,最上一层为输出层,最下一层为输入层,还有中间隐层,可为一层或多层。
- (2).输入输出有反馈的前馈网络:与(1)不同的是在输出层上存在一个反馈回路到输入层,而网络本身还是前馈型的。Fukushima网络就是采用这种互连模式。
- (3).前馈内层互连网络:这种网络在(1)的基础上,同一层内还存在相互连接,它们可以形成互相制约,在组织网络中,大都采用这种结构。
- (4).反馈型全互连网络:每个神经元的输出都与其他神经元相连,Hopfield网络与Boltzmann机都属于这种形式。
- (5).反馈型局部连接网络:每个神经元的输出只与其周围的神经元相连,形成反馈网络。

所有反馈型网络都存在一个稳定性问题,必须考虑其收敛性与稳定性条件。

3. 学习算法的分类:

每对神经元之间的连接上有一个加权系数(又称为权值),这些权值并非固定不变,可根据经验或学习来改变,修改权值的规则称为学习算法。这

种权值的改变也体现了系统对“环境”的自适应的特点。常见的学习算法可分为以下几类:

(1).死记式学习:

即网络的权值是事先设计的固定值。如早期的 M-P 模型是用设计好的固定权来完成与、或、非等逻辑关系的。

(2). δ 学习律:

这种方法是用已知例子作为教师对网络的权进行学习,称为 δ 学习律。

设 (x^i, y^i) , $i = 1, \dots, P$ 为已知的输入、输出例子, x^i, y^i 为 n 维和 m 维矢量, $y^i = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$, $x^i = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 把 x^i 作为神经网络的输入, 在权的作用下, 可计算出实际神经网络的输出为 $y^{i'} = (y_1', \dots, y_j', \dots, y_m')^T$, 设任一输入神经元 q 到 y_j' 的权为 ω_{qj} , 则其权的改变量为:

$$\Delta\omega_{qj} = \eta\delta_j V_q \quad \dots (9)$$

$$\delta_j = F(y_j - y_j') \quad \dots (10)$$

其中 η 为步长, $(y_j - y_j')$ 为误差 (即要求值与实际值之差), V_q 为第 q 个神经元的输出, $F(*)$ 函数根据不同情况而定。多数网络 $\delta_j = (y_j - y_j')$ 。许多网络如 Perceptron Adaline 和 Back-Propagation 模型都采用这种 δ 学习律。

(3).自组织的学习和 Hebbian 学习律

两个神经元之间的连接权, 正比于两个神经元的活动值, 如 V_i, V_j 表示两个神经元的输出值, 则它们之间的权的变化为

$$\Delta\omega_{ij} = \eta V_i V_j \quad \dots (11); \quad \text{其中 } \eta \text{ 为步长。}$$

(4).相近学习:

设 ω_{ij} 为从神经元 i 到神经元 j 的权, V_i 为 i 神经元的输出, 则

$$\Delta\omega_{ij} = \alpha(V_i - \omega_{ij}) \quad \dots (12)$$

在这个学习中, 使 ω_{ij} 十分逼近 V_i 。如 Kohonen 和 ART 等都采用这类学习方法。

§ 4.2 神经网络在 MOA 故障诊断中的应用研究

§ 4.2.1 MOA 故障诊断中常规方法存在的问题

目前, 随着金属氧化物避雷器的推广应用, MOA 在线监测的研究也得以迅速发展。一般用得较多的有两种形式, 一为集中式监测, 与其他设备的监测信号一起集中与主控室, 一般采用自动定时监测获取数据。二为分散式监测, 将便携式设备带到现场进行带电监测, 如日本计测所的 LCD-4 型检测仪。由于这两种方式的数据获取均未考虑复杂的环境因素的影响, 一般仅从计算所得的

参数,如阻性电流分量、容性电流分量、谐波电流分量、全电流等出发,根据与以前所得数据的纵向比较或与一些标准参数的横向比较来判断 MOA 的运行状况。但恰恰是由于诸多复杂的环境因素,如季节、降雨、降雾、污秽、温度、湿度等方面的变化能导致同一正常运行的 MOA 的这些技术参数发生很大的变化,严重影响了对 MOA 运行状况的正确判断。文献[17]中的实测数据表明,对一变电站内的 220KV 的 MOA,一天内 MOA 阻性电流的变化幅度可达 40%以上,下暴雨时其芯体电流的增大可超过 100%,但此刻就不能简单地凭这些技术参数的大幅度波动作出草率的判断,人为地综合考虑环境因素的变化情况就显得尤为重要。反之,若仅由于环境异常恶劣,就忽视这些技术参数的大幅度变化,又有可能忽略了 MOA 趋于劣化的苗头。所以如何恰当的把握这一尺度,人为地作出全面、正确的判断是 MOA 在线监测中应充分注意的一个问题。

由于气候环境对 MOA 在线监测的影响十分复杂,这些环境条件难以用一些具体的数字与函数表示出来。如氧化锌阀片的阻性泄漏电流随着温度的变化而呈现非线性变化,且随着环境温度的增加其变化率增大^[55]。MOA 表面污秽层中干燥带的位置也决定了内部交流电流峰值,在某种特定情况下可在比清洁情况下更小的电流值和约高其 4 倍的最大电流值之间变化^[21]。除了各个因素的独立作用,它们之间还有复杂的相互作用,最终导致自身电容、对地电容、芯体电位分布、MOA 本体电阻等诸多参数发生变化而引起监测参数的变化,对于如此复杂的非线性关系,常规方法是难以考虑周全的。

本文根据神经网络的高度非线性的映射能力,尝试首先将一些环境因素运用模糊隶属函数加以处理,得到一些标准样本,以此作为输入对所采用的人工神经网络进行训练,从而帮助根据所得的监测参量对 MOA 的运行状况作出较准确的判断,还可以在以后的运行当中对新情况不断学习,逐步完善。

§ 4.2.2 参数模糊隶属函数的获取

1. 隶属度的概念:

模糊数学是用数学方法研究和处理具有“模糊性”现象的数学,“模糊性”主要是针对客观事物差异的中间过渡中的“不分明性”,如“冷和热”,“高和低”等,用数学方法来描述这些模糊概念,既认识到事物“非此即彼”的明晰性形态,又认识到事物的“亦此亦彼”的过渡性形态,它将符合某个模糊概念的程度用 $[0, 1]$ 这个闭区间的一个实数去度量它,这个数就叫“隶属度”^[39]。在电气设备的状态监测和故障诊断中,由于电气设备的固有特性和采集信息量的不足,因而存在着不确定性,它表现为模糊性和随机性,这显然不利于以后进行精确的数学分析,而模糊数学具有将模糊性概念进行较精确量化的功能,较好地模拟了人脑能精确认识模糊事物的功能,所以将状态信息与模糊数学有机的结合起来是分析电气设备状态,进行故障诊断的一条途径。

在所考虑的影响 MOA 故障诊断结果的几个主要因素中,其量值往往有较大的差别,在精确研究实际运行状态与标定状态之间的相似程度时,往往难以

表达清楚,为此,引入模糊集中的隶属度与隶属函数的概念。1965年,模糊数学的创始人 L·A·查德曾给出如下定义:设给定邻域 U , U 到 $[0, 1]$ 闭区间的任一映射 u_A

$$u_A: U \longrightarrow [0, 1]; \quad u \longrightarrow u_A(u)$$

都确定 U 的一个模糊子集 A , u_A 叫 A 的隶属函数, $u_A(u)$ 叫 u 对 A 的隶属度。 $u_A(u)$ 可使不同量值的因素值正确地反映到区间 $[0, 1]$, 方便相互之间进行比较,可清晰地表明各因素值表示的程度的大小。常见的隶属函数有降半 τ 分布 e^{-kx} , 降半正态分布 e^{-kx^2} ($k>0$), 降半柯西分布 $\frac{1}{1+kx^2}$ ($k>1$) 等,往往需根据实际情况选择适当分布,再根据经验确定相应参数(如上面所示的 k 值)即可得到所需要的隶属函数。

2. 隶属函数的选取:

本文根据实际情况,为方便分析起见,选取了四种环境参量,分别是温度、湿度、降雨和系统电压,再加上所测得的 MOA 内部电流值(由 LCD-4 测得)共五个参量来评定 MOA 的运行状况,取 $i=1,2,3,4,5$ 。设有一组标定状态值 B_i 作为同其他条件下测量结果比较的基础,一组待评估值为 A_i ,定义 X_i 如下:

$$X_i = A_i - B_i \quad \dots (13)$$

其中对于 X_4 (降雨状况),我们设:

$$\text{晴天} \longrightarrow X_4 = 0; \quad \text{中雨} \longrightarrow X_4 = 0.5; \quad \text{暴雨} \longrightarrow X_4 = 1;$$

再将 X_i 作为参量代入相应的模糊隶属函数。

在实际问题中,适当隶属函数的选取尤为重要,选取不当会远离实际情况而影响最终的诊断效果。本文经多次尝试选择了五个参量的隶属函数如下:

$$1. \text{温度: } u_T(X_1) = e^{-k_T X_1}, \quad k_T = 0.03 \quad \dots (14)$$

$$2. \text{湿度: } u_m(X_2) = e^{-k_m X_2^2}, \quad k_m = 0.01 \quad \dots (15)$$

$$3. \text{系统电压: } u_v(X_3) = \frac{1}{1+k_v X_3^2}, \quad k_v = 5 \quad \dots (16)$$

$$4. \text{降雨状况: } u_R(X_4) = \frac{1}{1+k_R X_4^2}, \quad k_R = 100 \quad \dots (17)$$

$$5. \text{泄漏电流: } u_l(X_5) = 1 - e^{-k_l X_5^2}, \quad k_l = 3 \quad \dots (18)$$

由此得到一组隶属度,表示待评估状态与标定状态相近的状况,由于本文的目的是尽量排除环境因素对 MOA 运行状况监测的影响,而并非考察实际运行的状态与标定状态的偏离程度(如,若实际某一状态下,降雨这一项指标为“暴雨”,与标定状态中的“晴天”不同,其它四项指标相似,这使得实际状态与标定状态有较大偏离,但不能因为“降雨”这一项指标的差别就认为 MOA 存在运行故障,实际上 MOA 在“暴雨”状况下其泄漏电流若仍然变化不大,可说明它仍然处于良好的运行状态)。所以本文为描述这一点,将温度、湿度、

降雨、系统电压的隶属函数取为下降分布，而将泄漏电流的隶属函数取为上升分布，最终所得的隶属度作为神经网络的输入。

§ 4.2.3 人工神经网络学习算法

本文采用的多层前馈网络模型是一种多层前向无反馈网络，它由输入层、输出层及隐含层（一层或多层）组成，它是一种有监督的学习网络，采用误差反向传播学习算法（BP 算法）对网络进行训练，通过训练使输入和输出之间的关系或映射隐式的存储在网络的连接权中。一般认为任意复杂的映射都存在一个三层 BP 网络可以任意逼近。单个神经元的激励函数采用非线性的 Sigmoid 函数，可使神经元输出为 $[0, 1]$ 上的连续值，由于 Sigmoid 函数划分的区域不是线性划分，而是一非线性超平面组成的区域，它比较柔和、光滑的任意界面，因而它的分类比线性划分更精确、合理，且具有很好的容错性。另外，由于 Sigmoid 函数是连续可微的，它可以严格利用梯度法进行推算，它的权的学习解析式也十分明确。

采用的 BP 学习算法属于 δ 学习律，是一种有教师的学习算法，输入学习样本为 P 个， $x^1, x^2, \dots, x^P$ ，已知与其对应的教师为 $t^1, t^2, \dots, t^P$ ，学习算法是将实际的输出 $y^1, y^2, \dots, y^P$ ，与 $t^1, t^2, \dots, t^P$ 之间的误差来修改其连接权和阈值，使 y^P 与要求的 t^P 尽可能地接近， $P_1 = 1, 2, \dots, P$ 。取神经元变换函数为(19)式所示的 Sigmoid 函数：

$$f(u_j) = \frac{1}{1 + e^{-u_j}} \quad \dots (19)$$

本文所采用的三层 BP 网络如图 4.2.3.1 所示，输入矢量为 $x \in R^n, x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ；中间隐层有 m 个神经元 $h \in R^m, h = (h_1, h_2, \dots, h_m)^T$ ；输出层有 l 个神经元 $y \in R^l, y = (y_1, y_2, \dots, y_l)^T$ ，其中输入层与中间隐层之间的权为 ω_{ij} ，阈值为 θ_j ；中间隐层与输出层之间的权为 ω'_{jk} ，阈值为 θ'_k ；此处取：

$$i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, m; \quad k = 1, 2, \dots, l;$$

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right) \quad \dots (20)$$

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^m \omega'_{jk} h_j - \theta'_k\right) \quad \dots (21)$$

各组样本的理想输出为 t_k^P ；

整个网络学习过程分为两个阶段。第一个阶段是从网络的底部向上进行计算，如果网络的结构和权已设定，输入已知的学习样本，可按公式(20)和(21)计算每一层神经元的输出。第二个阶段是对权和阈值的修改，这是从最高层向下进行计算和修改，两个过程交替，直到收敛为止。

本文根据实际情况经过反复尝试, 最终取 $n=5$, $m=10$, $l=1$, $\eta=0.3$, $\varepsilon=0.1$; 使网络具有较好的“强壮性”与“容错性”, 训练时间又不致太长。编制程序时的计算步骤如下:

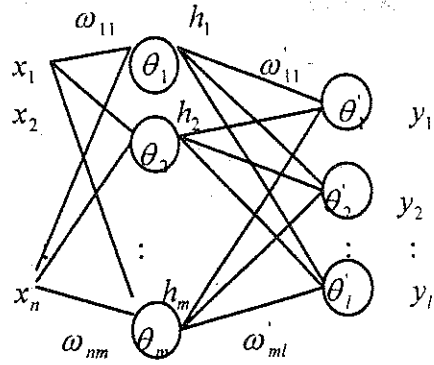


图 4.2.3.1 BP 网络图

- (1). 在初始的时候, 图 4.2.3.1 各层的权和阈值用一个极小的随机数加到各层上, 作为初始值, 使

$$\omega_{sq}(0) = \text{Random}(*);$$

$\theta_r = \text{Random}(*);$ sq 为 ij, jk, r 为 j, k;

- (2). 在已知的 P 个学习样本中, 顺序取样本输入到图 4.2.3.1 所示的 BP 网络图中, 先取一个输入 $P_1=1$ 。

- (3). 按算式 (20), (21) 计算 $h_j^{P_1}, y_k^{P_1}$;

- (4). 求出各层的误差, 对已知样本的教师可得:

$$\text{输出 } y \text{ 的误差: } \delta_k^{P_1} = y_k^{P_1}(1 - y_k^{P_1})(t_k^{P_1} - y_k^{P_1}) \quad \dots (22)$$

$$\text{中间隐层的误差: } \delta_j^{P_1} = \delta_k^{P_1}(1 - h_j^{P_1})\omega_{jk}h_j^{P_1} \quad \dots (23)$$

- (5). 记下学习过的样本集次数 P_1 , 看 P_1 是否等于 P, 如未达到 P, 则回到步骤(2)继续计算, 否则再从第一个输入样本开始让 $P_1=1$, 进行步骤(6)。

- (6). 按式(24)~(27)修改各层的权和阈值:

$$\omega_{ij}(n_0 + 1) = \omega_{ij}(n_0) + \eta \sum_{P_1=1}^P \delta_j^{P_1} x_i^{P_1} \quad \dots (24)$$

$$\omega_{jk}(n_0 + 1) = \omega_{jk}(n_0) + \eta \sum_{P_1=1}^P \delta_k^{P_1} h_j^{P_1} \quad \dots (25)$$

$$\theta_j(n_0 + 1) = \theta_j(n_0) + \eta \sum_{P_1=1}^P \delta_j^{P_1} (-1) \quad \dots (26)$$

$$\theta_k(n_0 + 1) = \theta_k(n_0) + \eta \sum_{P_1=1}^P \delta_k^{P_1} (-1) \quad \dots (27)$$

- (7). 按新的权计算 $h_j^{P_1}, y_k^{P_1}$ 和 E, 其中值由式(28)确定:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{P_1=1}^P \sum_{k=1}^l (t_k^{P_1} - y_k^{P_1})^2 \quad \dots (28)$$

若 $E < \varepsilon$ 时, 就停止学习, 否则重复步骤(2), 重新修改权, 直到满足式(28)。本文为简洁起见, 仅设立了一个输出来判断 MOA 是正常的或有故障 (y_1 值趋于 0 或趋于 1), 可根据实际需要选择通过选择合适的 ε 值让 y_1 值以任意精度逼近

华中理工大学硕士学位论文

理想值 (即正常时 $y_1=0$, 故障时 $y_1=1$)。

§ 4.2.4 实例分析

最后本文通过一实例分析上述方法的有效性。

1. 引用文[17]中天津卫国道变电站 220KV 母线 MOA 的实测数据与标定状态 (作为不同气象条件下进行测量结果比较的基础) 下的数据, 见表 4.2.4.1;

序 号	温 度 ($^{\circ}\text{C}$)	相 对 湿 度 (%)	系 统 电 压 (kV)	降 雨 状 况	内 部 电 流 值 (mA)	网 络 输 出 y_1	前 15 组故障 样本输出 ($I' = 2I$)
标定值	27	67	123	0	0.62		
1	23	80	124	0	0.76	0.066608	0.913687
2	27.5	67	123	0	0.64	0.063638	0.930795
3	24	79	124	0	0.70	0.043304	0.912978
4	34	68	123	0	0.60	0.060212	0.936939
5	26	84	123	0	0.74	0.067744	0.929095
6	33	77	124	0	0.62	0.044349	0.924548
7	28	82	124	0	0.74	0.053461	0.916243
8	25	85	124	0	0.78	0.077533	0.896034
9	33	75	122	0	0.64	0.039972	0.908240
10	35	64	124	0	0.60	0.065193	0.937905
11	23	77	123	0	0.60	0.066540	0.913632
12	21	80	124	0	0.76	0.061709	0.929314
13	28	68	124	0	0.64	0.036515	0.906549
14	24	85	124	0	0.86	0.056043	0.895665
15	26	80	124	0	0.74	0.122342	0.908529
16	27	83	124	0	0.82	0.049611	
17	31	72	124	0	0.66	0.00044	
18	28	82	124	0.5	0.86	0.020606	
19	25	80	124	0.5	1.10	0.000563	
20	23	81	124	0.5	0.88	0.00043	
21	25	83	124	0.5	0.86	0.000897	
22	23	82	124	0.5	0.92	0.000896	
23	23	84	124	0.5	0.92	0.180005	
24	27	84	124	1	1.26	0.000303	
25	23	82	124	0.5	0.82	0.002163	
26	25	83	124	0.5	0.98	0.035511	

表 4.2.4.1 MOA 运行环境数据及最终网络输出值

*注: 降雨一栏中各值表示: 0: 晴天, 0.5: 中雨, 1: 大雨;

前 15 组故障样本输出表示: 除内部电流值是原值的两倍, 其他四个因素相同条件下的网络输出值, 因此实际上是 41 组输入数据。

因所有数据均是在正常情况下测得, 为取得故障样本作为神经网络的输入, 本文取表中前 15 组数据, 可以认为在这 15 种环境条件下, 若内部电流值为实测值的 2 倍, 则可诊断 MOA 发生故障, 并以此作为故障样本, 所以共得 41 组训练样本。

2. 首先采用 § 4.2.2 节中所述的方法用相应的模糊隶属函数对表 4.2.4.1 中的气象与内部电流数据进行转化, 得到相应的隶属度, 为保证隶属函数中的 $X_i > 0$, 对于某些因素值可先加入一补偿系数再进行转化。

3. 将 41 组训练样本作为神经网络的输入, t 为理想输出, 取正常样本的 $t=0.01$, 故障样本的 $t=0.99$, 得到 $\omega_{ij}, \omega'_{ji}, \theta_j, \theta'_i$ 如下, 同时得到的各组样本的输出值如表 4.2.4.1 所示。

$$\omega_{[5][10]} = \begin{bmatrix} 1e-04 & 0.0019 & 0.0056 & 0.0095 & 0.0045 & 0.004 & 0.0086 & 0.0064 & 0.0037 & 0.0033 \\ 0 & -0.512 & -2.811 & -0.096 & -0.094 & -1.205 & 3.1563 & 2.3714 & 3.1673 & 2.4488 \\ 0.0033 & -0.511 & -3.015 & 0.1004 & 0.1057 & -1.265 & 3.8732 & 2.7932 & 3.8916 & 3.0554 \\ 0.0003 & -1.849 & -2.949 & -1.660 & -1.810 & -1.835 & 6.1089 & 3.7508 & 6.1894 & 5.4739 \\ 0.0035 & -1.073 & -1.716 & -4.494 & -3.777 & -0.811 & 0.0365 & -0.082 & 0.0363 & 0.0295 \end{bmatrix}$$

$$\omega'_{[10][5]} = [0.0021 \quad -2.731 \quad -3.046 \quad -5.878 \quad -5.260 \quad -2.401 \quad 1.1423 \quad 1.2836 \quad 1.1494 \quad 1.1830]^T$$

$$\theta_{[10]} = [0.0053 \quad -0.724 \quad 0.3997 \quad -2.533 \quad -2.251 \quad -0.467 \quad -6.007 \quad -3.540 \quad -6.084 \quad -5.343]$$

$$\theta'_1 = -0.304047$$

可以看出: 当 $y_1 > 0.8$ 时, 可以认为 MOA 有故障, 当 $y_1 < 0.3$ 时, 可认为 MOA 运行正常, 当 y_1 处于二者之间时, 则应注意跟踪观察其发展趋势, 表 4.2.4.1 中的输出值可以看到正常与故障的两种状态。

4. 为进一步验证这一网络的故障诊断功能, 本文输入文[17]中的另一组正常状况下的数据(温度: -2°C ; 相对湿度: 67%; 系统电压: 124KV; 降雨状况: 0; 内部电流值: 0.82mA), 最终得网络输出 $y_1 = 0.207306 < 0.3$, 表明它处于正常运行状态, 与实际状况相符。但当湿度取 87% 时, $y_1 = 0.118361 < 0.3$, 同时也小于湿度为 67% 时的网络输出值, 表明此时的状态更加好一点, 另外一组热锋面影响的数据 (-1°C , 77%, 124KV, 0, 1.28mA) 输入网络后得 $y_1 = 0.973373 > 0.8$, 判定为有故障存在, 与实际状况不符合, 主要是由于网络设计时未考虑到热锋面影响这一因素, 所以导致误判, 若网络重新构造学习, 可解决这一问题。

5. 如表中的第 24 组数据, 虽内部电流值达到 1.26mA, 超过标定值的一倍, 但网络输出 $y_1 = 0.0003 < 0.3$, 可以知道电流增大的原因主要是由暴雨造成的暂时现象, 而非 MOA 已有故障的指示, 但若电流值继续增大, y_1 也会随之而迅速

上升,由此可减少误判与漏判的发生。反之,若此时降雨状况为无雨,其他条件相同,内部电流值依然达到 1.26mA , 则 $y_1=0.969223>0.8$, 可判断出 MOA 有故障。

由上面几个例子分析可知,此方法在周围环境的影响下,仍具有能在一定范围内较准确地判断 MOA 运行状态的能力,但由于本文考虑的气象与其他环境因素太少,对于其他因素造成的内部电流值的变化尚不能正确识别(如上面第 4 点所述),主要是因本例仅在这方面作初步探讨,实用中尚须更全面地考虑。

§ 4.2.5 结论

1. 本文将神经网络与模糊理论结合起来对复杂环境影响下 MOA 的测量数据进行了分析,可在一定范围内减少环境与气象因素对测量值评估的影响,减少误判与漏判的发生,得到 MOA 运行的本质状态。

2. 本文为简化起见,仅引入几种简单的气象因素,实际中如能将降雪、污秽、热冷锋面等因素综合考虑,效果会更好,反映的问题更全面。此例仅为说明解决问题的方法,并作了一些实用化的探讨。

3. 实际 MOA 在线监测中,对一些集中式监测设备,可选择一组良好条件下的环境参数作为标定值,认为设备刚装配好的一段短时间内无故障,网络经过这一段时间的训练,以后即可进行诊断,并可对新出现的现象进行学习,依此使该诊断系统不断完善。这段时间主要用于训练样本的采集,样本数够了即可。对于故障样本,由于难以大量地获取,可以采用本文的方法得到。

4. 对于用神经网络进行 MOA 故障诊断的发展,除了可在更全面地考虑各种因素、对网络进行进一步优化,以提高其运算速度与防止局部极小值的出现外,本文提出可将网络的输出节点增加,使该网络不但能诊断 MOA 是否发生故障,还可以指示内部电流值的变化是由于何种原因造成的(降雨,温度或湿度等的影响)。这方面尚须进一步深入研究。

第五章 全文总结

这套变电站绝缘在线监测系统是作为传统的预防性试验的有力补充而设计制作的, 采用了集中式的布局, 充分发挥上位主机的作用, 可定时对所有被监测设备实现自动巡回监测(本系统采用 486 的 CPU, 整个过程仅须 6 分钟), 发现有故障设备可及时报警, 以提示运行人员注意。系统配有一套友好的中文操作界面, 随机软件配有数据库检索系统, 可方便地完成历史数据的查询、比较、打印等任务^[24]。整个系统可较为方便地作为绝缘在线监测部分集成到变电站综合自动化系统中去。

本文研究的内容包括文献综述、对系统硬件的深入了解、软件系统的改进与现场调试、信号处理算法的研究、在数字信号处理与故障诊断上作了一些近代数学理论应用于本系统的初步尝试, 综观全文, 作者在以下几个方面作了分析与讨论, 归纳总结为如下几点:

1. 软件算法方面:

本系统的一些有针对性的数字信号处理算法的采用是系统能有效发挥硬件功能和稳定运行的重要保证。它有如下内容:

- 自适应并行同步采集法的提出并应用, 可有效解决电网频率波动对信号整周期采样的影响, 可大大减小 FFT 分解的频谱泄漏问题, 在硬件保证的基础上实现双通道同时采集, 其本身还具有一定的抗干扰能力。
- 为提高 FFT 的计算精度与对采样点数 ($N = 2^i, i \in \mathbb{Z}^+$) 的要求, 采用了定点线性插值算法。
- 将中值平均与归一化平均等数字滤波算法结合应用。
- 对于一些精密量的测量由于其干扰因素很多, 很难靠硬件或软件精确确定其误差范围, 本文对此部分参量的测量应用了软件补偿的方法。
- 尝试将小波分析用于信号中白噪声的消除, 并作了计算机的仿真研究, 结果证明其效果是明显的和令人乐观的。同时对小波分析于在线监测中的其他应用作了一些探讨。

2. 故障诊断部分:

鉴于故障诊断的智能化是以后的发展趋势, 本文尝试将 BP 网络用于 MOA 的故障诊断, 其应用实例表明在故障诊断方面它能较好地帮助在一定范围内减小环境与气候所引起的误判与漏判的产生。

3. 硬件方面:

较为深入地了解了本系统的硬件结构, 它有以下几个特点:

- 采用了 ISA 接口的中速 A/D 转换板, 选用的 12 位模数转换器 AD1674 的最快转换速率为 $10 \mu\text{s}$ 。用两块 AD1674 实现电压与电流通道的并行采集, 最终单通道的数据通过率可达 50kHz, 达到本系统采样要求。
- 传感器与继电器控制信号输出的光隔的加入, 使强电与弱电系统实现了彻底

华中理工大学硕士学位论文

的隔离。有效的屏蔽措施与程控放大和合适的滤波大大减小了外界干扰的窜入，提高了信噪比。

c. 外接定时器装置，使系统仅在需要自动监测时带电，延长了系统的工作寿命。

d. 上下微机的配置，符合“危险分散”的原则，减轻了主机的负担，也便于系统维护与扩展。

4. 今后工作的展望

作者仅从自己的观点出发提出对于该系统今后还须进一步深入探讨的几个问题：

a. 本系统硬件结构还可进一步优化，提高其可靠性与抗干扰能力的进一步加强是今后要面临的一个重要课题；为能并入变电站综合自动化系统中，硬件系统应增设相应的远程控制接口（如调制解调器）。

b. 鉴于避雷器受潮与老化所表现出来的监测参数特性的变化（如高次谐波阻性电流的含量和滞回曲线等）不同^[22]，在这一方面的定量研究还有很多工作要做。

c. 小波变换是一种有力的信号处理工具，从某种意义上讲，它是传统傅氏变换的超集，有其传统方法不可比拟的优点。应加大小波分析和其他一些实用的数字信号处理方法的研究力度，使它们在本系统中得到深入与实际的应用。

d. 在故障诊断方面，智能化是一种趋势，本系统这一方面还很薄弱，有关故障诊断的神经网络与专家系统的实用研究是很有必要的。

华中理工大学硕士学位论文

的隔离。有效的屏蔽措施与程控放大和合适的滤波大大减小了外界干扰的窜入，提高了信噪比。

c. 外接定时器装置，使系统仅在需要自动监测时带电，延长了系统的工作寿命。

d. 上下微机的配置，符合“危险分散”的原则，减轻了主机的负担，也便于系统维护与扩展。

4. 今后工作的展望

作者仅从自己的观点出发提出对于该系统今后还须进一步深入探讨的几个问题：

a. 本系统硬件结构还可进一步优化，提高其可靠性与抗干扰能力的进一步加强是今后要面临的一个重要课题；为能并入变电站综合自动化系统中，硬件系统应增设相应的远程控制接口（如调制解调器）。

b. 鉴于避雷器受潮与老化所表现出来的监测参数特性的变化（如高次谐波阻性电流的含量和滞回曲线等）不同^[22]，在这一方面的定量研究还有很多工作要做。

c. 小波变换是一种有力的信号处理工具，从某种意义上讲，它是传统傅氏变换的超集，有其传统方法不可比拟的优点。应加大小波分析和其他一些实用的数字信号处理方法的研究力度，使它们在本系统中得到深入与实际的应用。

d. 在故障诊断方面，智能化是一种趋势，本系统这一方面还很薄弱，有关故障诊断的神经网络与专家系统的实用研究是很有必要的。

华中理工大学硕士学位论文

参考文献

- [1]. 严璋, 电气绝缘在线监测技术, 水利电力出版社, 1995, 11.
- [2]. 申忠如, 钱政等, 介质损耗测试方法的研究, 西安交通大学学报, 1996, 3
- [3]. 常越, 钱家骊, LCD-4 仪器检测单相氧化锌避雷器阻性电流的分析, 高电压技术, 1995, 12.
- [4]. 车文俊 金属氧化物避雷器在线监测测试仪的现状, 电瓷避雷器, 1992, 4.
- [5]. 黄新红, 严璋, 高压电容型设备绝缘在线监测方法的研究, 高压电器, 1996, 4
- [6]. Y. J. Liang, et al, "Survey of low current characteristics of metal oxide varistor", Fifth International symposium on High Voltage Engineering, paper 82.11, West Germany, 1987.
- [7]. 陈鹏云等, 绝缘介质损耗因数在线监测的研究, 高电压技术, 1994, 12
- [8]. J. Vujovic, et al, "Development of an on line continuous $tg\delta$ monitoring system", IEEE International symposium on Electrical Insulation, USA, June 5-8, 1994.
- [9]. 贾逸梅等, 在线监测氧化锌避雷器泄漏电流的方法. 高电压技术. 1992. 12.
- [10]. 郭洁等, 高压氧化锌避雷器运行情况分析, 电瓷避雷器, 1994, 2.
- [11]. 贺景亮等, 数字波形分析系统在绝缘在线监测中的应用. 高电压技术.
- [12]. Cai Guoxiong, et al, "The on-line dielectric loss measurement by voltage comparator method", proceeding of 1994 International Joint Conference , pp, 127-130, Sept, Osaka, Japan, 1994.
- [13]. 唐炬等, 氧化锌避雷器的一种在线测试仪的研制, 重庆大学学报 , 1994, 11.
- [14]. 张古银, 电容型设备绝缘在线监测参数有效性的计算与分析, 高电压技术, 1992, 12.
- [15]. 郭华, 避雷器运行中劣化的检测研究, 电瓷避雷器. 1992, 4.
- [16]. 张士宝等, 局部放电监测中现场干扰的分析与抑制, 清华大学学报, 1997, 8.
- [17]. 樊力, 张宝全等, 金属氧化物避雷器在线监测结果分析, 电网技术, 1992, 5.
- [18]. 傅宾兰, 电容型电气设备带电及在线监测仪的研制. 电网技术, 1995, 5.
- [19]. 林毅, 我国 110KV 及以上电压等级 MOA 的发展. 事故分析及其预防, 电网技术, 1995, 3.
- [20]. 常越, 钱家骊, 几种检测氧化锌避雷器阻性泄漏电流方法的分析, 电瓷避雷器, 1992, 4.
- [21]. 张重午摘, 金属氧化物避雷器在污秽情况下的性能, 电瓷避雷器, 1990, 3.
- [22]. 常越, 钱家骊, 判断氧化锌避雷器运行状况方法的研究, 高电压技术, Vol. 21. No. 4. 1995.
- [23]. G. Dinell, etc, Methods for analyzing the performance of gapless me

华中理工大学硕士学位论文

- oxide surge arresters, IEEE Trans on P.D 1992, 7(3)1256-1264.
- [24]. 丁杏明, 变电站电气设备绝缘在线监测系统的软件设计, 华中理工大学硕士毕业论文, 1995. 6.
- [25]. 王孝栋, 许崇武等. 基于 Windows 平台的火电厂化学监测, 管理及诊断系统, 武汉水利电力大学学报, 1996, 6.
- [26]. A. V Machies, et al, "A fuzzy approach in the determination of unstable machines", IEEE Proc. Pt. C Vol. 137, No. 4, pp115-122, 1990.
- [27]. 吴庆平, 周希德, 在强电磁干扰环境下一类非正弦信号周期提取方法的研究, 电子测量与仪器学报, 1995, 3.
- [28]. 许遐, 非正弦波形测量的同步采样技术, 电测与仪表, 1988, 7
- [29]. 李澍森, 江帆, 电力系统在线谐波测量中的误差分析, 电测与仪表, 1991, 4.
- [30]. Da silva, et al, An integration of neural networks and fuzzy logic for power system diagnosis, ISAP96, PP239-241.
- [31]. Lee Yingchin, A combined approach to fuzzy model identification, IEEE Trans on System Man and Cybernetics, Vol, 24, No, 5, 1994.
- [32]. O. Balai, Neural networks and principal component analysis learning from examples and local minima, Neural Networks, 2, 53-58, 1989.
- [37]. J. Lundquist, L. Stenstrom, NEW METHOD FOR MEASUREMENT OF THE RESISTIVE LEAKAGE CURRENTS OF METAL-OXIDE SURGE ARRESTERS IN SERVICE, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 5, No. 4, November 1990.
- [33]. Stephane Mallat and Sifen Zhong, Characterization of Signals from Multiscale Edges. IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL, 14. NO 7, JULY, 1992.
- [34]. Mallat S, Hwang W L. Singularity Detection and Processing with Wavelets. IEEE Trans on Information Theory, 1992, 38(2), 617-643.
- [35]. Daubechies I. Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets. Communication on Pure and Applied Mathematics, 1988, 41, 909-996
- [36]. 郑南宁, 数字信号处理, 西安交通大学出版社, 1990.
- [37]. 秦前清, 杨宗凯, 实用小波分析, 西安电子科技大学出版社, 1994.
- [38]. 崔锦泰(美), 小波分析导论. 西安交通大学出版社, 1995.
- [39]. 贺仲雄编, 模糊数学及其应用, 天津科学技术出版社, 1982.
- [40]. J. J. Hill W. E. Alderson. Design of a Microprocessor-Based Digital Wattmeter. IEEE Trans, Vol. IECI-28, 1981, (3).
- [41]. 段虞荣等, 小波分析在油气田地球物理勘探中的应用, 重庆大学学报, Vol. 19, No. 6, Nov. 1996.
- [42]. 陈佳圭, 微弱信号检测. 中央广播电视大学出版社, 1987, 7.

华中理工大学硕士学位论文

- [43]. 张立明, 人工神经网络的模型及应用, 复旦大学出版社, 1993.
- [44]. 郑君里, 杨行峻, 人工神经网络, 高等教育出版社, 1992.
- [45]. Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE Tran on Pattern Analysis and Machine Intell, 1989, 11(7): 674 ~ 693.
- [46]. 任震, 黄雯莹等, 小波分析及其在电力系统中的应用(概论), 电力系统自动化, Vol. 21, No. 1, 1997.
- [47]. 李经纬, 数字信号处理及其 C 语言算法, 北京希望电脑公司, 1994. 1.
- [48]. Da silva, An integration of neural networks and fuzzy logic for power system diagnosis, ISAP96, PP. 237-241.
- [49]. Meyer Y. Wavelet and Applications, New York ;Springe Verlag, 1992.
- [50]. 吴波, 何岭松等, 基于小波变换的波形特征抽取与识别, 华中理工大学学报, Vol. 21, No. 1, Feb. 1993.
- [51]. 何岭松, 吴波等, 小波分析及其在设备故障诊断中的应用, 华中理工大学学报, , Vol. 21, No. 1, Feb. 1993.
- [52]. 蔡志强, 吴雅等, 故障诊断与切削颤振的小波分析, 华中理工大学学报, , Vol. 21, No. 1, Feb. 1993.
- [53]. Vmeyer Y. Wavelet Algorithms & Application, Society for Industrial and Applied Mathematics. Philadephia, 1993.
- [54]. 石志强, 任震等, 小波分析及其在电力系统中的应用(理论基础), 电力系统自动化, Vol. 21, No. 2, 1997.
- [55]. 郑劲等, MOA 带电测试的误差分析及监测效果, 高电压技术, 1995 (4).

攻读硕士学位期间发表的论文

1. 神经网络在 MOA 在线监测中的应用研究, 电瓷避雷器, No.3.1997.
2. 适用于 MOA 在线监测中的并行同步采集法, 电瓷避雷器, No.4.1997.
3. 变电站绝缘在线监测系统的硬件设计, 中国电机工程学会高电压专业委员会电气设备现场测试技术研讨会论文集, 1998.3.
4. MOA 在线监测中相间干扰的理论研究, 中国电机工程学会高电压专业委员会电气设备现场测试技术研讨会论文集, 1998.3.

致 谢

经过三年的艰辛磨练,终于完成了这一篇论文。虽然只是在高电压技术与计算机技术相结合的领域内作的一点点微不足道的工作,但它却凝聚了学生和众多师友的汗水与心血,在此对于他们的关心与帮助表示作者作为诚挚的谢意。

首先要感谢导师文远芳副教授。三年来,在学习、生活和工作等方面给予了无微不至的关怀和照顾,特别是导师渊博的学识、严谨的治学态度、宽厚的胸怀、朴实的生活作风无不给学人以深切的感染和熏陶,从论文的方向确定、框架构思、数值计算以至最后的写作完成,都受到导师悉心地指导与耐心地解惑,使学人受益非浅、终身难忘。在此对导师再次表示最为诚挚的谢意和敬意!

在课题的研究中,作者还得到周龙博士在各方面的热切关心和大力支持,还有自控系邹韬平老师的热情指导和帮助,在此表示作者衷心的感谢!

感谢本教研室其他老师与电力系 95 级研究生班同学平时提供的无私帮助与支持!

最后要感谢我的家人,包括我的父母、三位姐姐、姐夫,他们在我将近 20 年的求学生涯中始终如一、默默无闻的作为我精神与经济上的坚强后盾,殚精竭虑、无微不至地给我以理解和支持,在今后的人生道路上,我将加倍努力工作,不辜负家人殷切的期望!

谨以本文献给关心和支持作者的老师、家人和友人以及生活了七年的青青华工园!