

西安交通大学

硕士学位论文

基于时间序列分析的电容型电流互感器在线监测数据处理

姓名：曹庆文

申请学位级别：硕士

专业：电气工程

指导教师：董连文

20040301

基于时间序列分析的电容型电流互感器 在线监测数据处理

摘要

随着电力系统电压等级的提高、设备容量的增大，对系统安全性、稳定性的要求也越来越高。研究电力设备在线监测技术是及早发现绝缘缺陷、确定设备绝缘状态、提高系统运行可靠性的重要技术手段。要实现设备的在线监测除了要完善监测系统外，还需对在线监测数据进行综合处理，以提高诊断的可靠性。特别是电容型设备 $\tan\delta$ 在线监测数据受各种因素的影响，处理较为复杂。为了能够得到各种因素与 $\tan\delta$ 的影响关系，从测得的数据中更好地获得设备的绝缘状态，论文采用时间序列分析对电容型电流互感器的在线监测数据进行处理，其主要内容如下：

针对在线数据采集和传输过程中易受干扰的问题，论文分别对数据在时域和频域的预处理方法进行分析，并对防脉冲干扰预处理法进行了改进。结果表明，该算法能够有效地改善信号的平滑度，有很好的有效性。

为了及时、准确地发现设备潜伏性故障或绝缘缺陷，必须对在线监测数据进行预测。论文采用时间序列分析对在线数据分别建立一维、多维和简化的多维模型，并对各种模型的预测效果进行了比较。结果表明，三种方法都能达到很好的预测效果，多维和简化的多维模型预测效果基本一致，精度比一维预测有一定提高；一维模型建模方法简单，预测效果较好，适用于工程预测。

在线监测数据处理为动态的数据处理，由于受各种因素的影响，情况较为复杂。论文引入多维时间序列的分析方法对在线监测数据进行多维 AR 建模，并分析了相关物理量与 $\tan\delta$ 的影响关系。分析表明，频率对 $\tan\delta$ 的影响较小；温度对 $\tan\delta$ 影响较大；电压、泄漏电流监测值由于蕴涵了其他影响因素与 $\tan\delta$ 监测值之间也存在一定的影响关系；对 $\tan\delta$ 影响的其他因素由于监测量的限制未能深入分析。

关键词：在线监测 数据处理 时间序列分析 多维分析 自回归模型
论文类型：应用研究

On-line Monitoring Data Processing of Capacitive-Type Current Transformer Based on Time Series Analysis

Abstract

With the increase of rated voltage and capacity of power equipment, higher reliability of power system is expected. The on-line insulation monitoring is of great importance for the fault detection of the equipments and the reliability of power system. In order to realize the on-line monitoring, it is necessary to improve the monitoring system and analyze the detected data synthetically. Because of the influence of some factors, the on-line monitoring data processing of $\tan\delta$ is very complex. To get the relations of these factors to $\tan\delta$ and find the insulation condition of equipment from the data, a method based on time series analysis is developed for analyzing and processing on-line monitoring data of capacitive-type current transformer (CT). The main content of this paper is as following.

On-line monitoring data is easily to be interfered in the course of collection and transmission. In order to solve this problem, data filter analyzing and processing methods in time and frequency domain are introduced, and the sliding average method for preventing the interference of impulse is improved. The results show that the algorithm can effectively improve the smoothness of signal and it has better effectiveness.

In order to find potential fault or insulation defect of equipment timely and accurately, on-line monitoring data should be forecasted. The method of time series analysis is adopted in the paper, one-dimensional, multi-dimensional and simplified multi-dimension models are used to forecast on-line monitoring data tendency, and the prediction results of different types of series are compared. The results show that all three methods are available to pre-measurement, and multi-dimensional model and simplified multi-dimension model have higher precision than one-dimensional model. One-dimensional model is simple, which is fit to engineering forecast.

Because of the influence of some factors, the on-line monitoring data processing, a method of dynamic data processing, is very complex. The multi-dimensional time series analysis is used to construct autoregressive (AR) models of on-line monitoring data, and relations of other factors to $\tan\delta$ are analyzed. The results show that frequency has little influence on $\tan\delta$, while temperature has much influence. Because of some factors contained, the data of voltage and leakage current have influence on $\tan\delta$ too. In addition, there are other factors affected to $\tan\delta$, which don't analyze deeply because of data limitations.

Key Words: On-line Monitoring; Data Processing; Time Series Analysis
Multi-dimensional Analysis; AR Model
Paper Type: Application Research

1 绪论

本章叙述了变电设备绝缘在线监测技术及其数据处理的发展历程、基本概念以及目前存在的一些问题，最后介绍了本文的主要研究工作。

1.1 引言

我国开展电力设备绝缘在线监测工作已有近二十年，此项工作对提高电力设备的运行维护水平，及时发现事故隐患，减少停电事故的发生起到了积极作用^[1]。

我国从 50 年代开始，一直根据电力设备预防性试验规程对电力设备进行定期的停电试验、检修和维护。这些试验是过去长期的运行经验和试验研究的积累，对发现设备缺陷、减少事故的发生发挥了很重要的作用，但随着系统电压等级的提高、设备容量的增大也暴露出一些问题：

- 1) 预防性试验周期规定过死，有时不能及时发现设备绝缘的劣化。
- 2) 高压电力设备的试验电压低，难以真实反映运行电压下的设备绝缘状况。
- 3) “到期必修”没有充分考虑到设备的实际状态，超量维修不少，以致出现不必要的停电维修，造成大量人力、物力的浪费，甚至造成好的设备因过量维修而性能下降或损坏。
- 4) 随着经济的发展，停电检修的代价越来越大，将严重影响经济效益。
- 5) 难以适应无人值班变电站自动化的要求。

随着经济的发展，电力系统对供电的可靠性和经济性提出了愈来愈高的要求，高压输变电设备的安全运行已成为影响电力系统安全、稳定、经济运行的重要因素。由于高压电力设备的绝缘系统在运行过程中长期处于电、热、机械、环境等应力作用下，不可避免地将逐渐劣化，在系统的薄弱环节会导致绝缘缺陷的出现，如未能及时发现并采取适当的修复措施，缺陷将不断发展，有可能引发设备绝缘击穿事故，造成多方面的损失。自六十年代以来，国内的某些大型电力网络出现了一些大的停电事故，给国民经济造成了巨大的损失^[2]。“八五”期间，我国主要电网中由于设备故障而直接引发的电网事故约占事故总量的 26.3%^[3]，可见提高设备的运行可靠性是保证电力系统安全运行的关键之一。因此，及时了解电力设备的工作情况，对电力系统的故障做出及时判断是十分重要的，尤其是在电力设备的运行过程中通过必要的检测和试验等手段有效地判断其状态，将对减少事故发生、

提高设备运行可靠性起到重要作用。

进入 80 年代以来，电力设备在线检测技术发展很快，有些变电站已经开始有了在线绝缘检测装置。随着电子技术的进步和传感器技术、光纤技术、计算机技术、信息处理技术等的发展以及其向各领域的渗透，使电力设备的在线检测成为了可能，且与传统的预防性试验相比在线检测具有很大优势：

- 1) 在线检测是设备在运行电压下进行的，能更真实地反映设备的绝缘状态。
- 2) 在线检测并不需要停电，有助于提高供电的可靠性。
- 3) 以设备的状态为依据，决定是否采用相应的维修策略，在很大程度上减少了维修费用，提高了经济效益。
- 4) 对变电设备进行在线检测，有助于加强对设备的管理和自动化监控。

但目前的在线检测系统也还存在一些问题和不足之处：

- 1) 在线数据在采集和传输过程中易受周围环境的干扰，可能导致数据的波动和数据失真。
- 2) 在线检测通常以设备一个或几个特征参数为目标，构成一个诊断系统，因此很难对设备状态做出完整的评估。
- 3) 目前在线数据的诊断还没有一个完整的标准。

1.2 变电设备在线检测技术的发展概况

我国对在线检测的重要性认识比较早，60 年代时就提出过不少带电试验的方法，但行之有效的不多。近年来，国内外对变电设备绝缘状况的在线检测进行了大量的研究，取得了很大进展，也有不少形成了产品和系统。其发展大体经历了以下三个阶段^[4]：

1) 带电测试阶段。这一阶段起始于 70 年代左右。当时仅仅是为了不停电而对电气设备的某些绝缘参数（如泄漏电流等）进行直接测量。其结构简单，测试项目极少，而且要求被试设备对地绝缘，测试的灵敏度较差，所以应用范围较小，当时还未能得到普及应用。

2) 从 80 年代以来，出现了各种专用带电测量仪器，使在线检测从传统的模拟测量转变到数字测量，摆脱了将测试仪器直接接入测试回路中的传统测量模式，而代之以利用传感器将被测量转换成数字仪器可直接测量的电气信号。同时还出现了一些其它通过非电量来反映绝缘状态的测试仪器，如红外检测装置、超声检测装置等。

3) 从 90 年代开始，出现以数字信号采集和微处理技术为核心的微机多功能绝缘在线监测系统^[5]。利用先进的传感器技术、计算机技术和数字波形采集与处理等新技术，实现更多的绝缘参数（如试品介质损耗角正切、电容、泄漏电流、局部放电、油中溶解气体色谱等）在

线监测。这种监测系统可以实时连续地监测各种特征参数，监测内容丰富，信息量大，处理速度快，实现了绝缘监测的自动化。

1.3 绝缘监测数据的处理

在线监测是以变电设备为监测对象，采用更高灵敏度的传感器以采集运行中设备绝缘状态的信息，然后对所采集的数据进行加工处理，从而获取其中蕴涵的信息，对设备的状态进行预测和识别，并可对设备状态的变化机理进行分析。由此可见，数据处理是在线监测系统中极为重要的一环。

由于被监测设备周围环境较复杂，且数字信号在传输过程中还可能存在波动和失真等现象，因此数据采集和传输都难以保证其真实性，需对其进行合适的预处理。从变化过程看，电气设备的监测信号可以分为缓变信号（如 $\tan \delta$ 、泄漏电流、电容等）和突变信号（如局部放电等）。对于电容型设备在线监测的缓变信号，最为常用的预处理方法主要是滤波方法，其中较为常用软件的滤波方法有快速傅立叶变换^[5]、53H 算法^[6]、滑动平均算法^[7]及中值滤波快速算法^[8]等。

进行在线监测的主要目的就是及时、准确地发现设备存在的隐患，并根据数据所反映信息为设备作一个“健康”的报告。已获取的数据在预处理后能反映设备当前信息，但如果要对设备未来的趋势做出评估，还必须获取被监测对象的大量未知信息。通常获取未知信息的方法主要是数据预测，常用的预测方法如最小二乘法、线性回归模型^[9]、时间序列模型^[10-17]、线性随机模型^[18]、神经网络模型^[19]、模糊推理预测模型^[20]、灰色理论模型^[21-22]、支撑向量机^[21, 23]等。

时间序列分析对动态数据的处理具有很强的针对性。这是因为：处于复杂环境下的物理量的数据变化都可以看作是一个包含时序性和随机性的动态过程。这一过程每一时刻的数值都可视为物理量内部状态的过去变化与外部所有因素共同作用的结果，当前时刻的状态量反映了物理量本身的历史信息和外部影响信息。也就是说物理量的各个时期的状念值相互依赖，带有惯性，是记载了各种因素综合影响的信息载体。往往从这种自身依赖中能很好地探测出物理量的状态变化规律。而时间序列分析就是用来处理随时间变化而又相互关联的随机动态数据的。它可以用简洁统一的数学模型来描述广泛的既有依赖性又有随机性的动态过程和行为规律，从而更本质地反映数据中的内在结构和复杂特性^[24-27]。因此，本文选用时间序列分析作为动态数据处理的主要方法。

目前，虽然时间序列分析在动态数据的处理已经有了一些应用，但大部分文献都是基于一个因素即一维时间序列进行讨论。对于许多实际问题特别是动态数据处理例如电气设备的在线监测数据处理来

说，由于受各种因素的影响，仅仅考虑一个因素并不能充分揭示相关物理量与被监测物理量之间的影响关系。当考虑外部影响因素，并试图进一步提高拟合及精确预报，给出一定的外因影响物理解释时，可引入多维时序分析模型^[28]。本文即对某变电站电容型 CT 的在线监测数据进行了多维时序建模，并进一步分析了环境温度、电压、泄漏电流、频率等各个因素与被监测 $\tan \delta$ 之间的影响关系。

1.4 论文的研究工作

变电站绝缘在线监测技术是变电设备由传统的“计划检修”向先进的“状态检修”过渡的重要技术手段，具有巨大的经济效益和广阔的发展前景。经过多年的研究开发，变电设备绝缘在线监测技术已经取得很大的进步，但尚有许多技术问题没有很好的解决，如传感器技术、抗干扰技术、数据处理技术以及诊断子系统的结构设计等都需进一步研究。本文将重点以电容型 CT 为例，对在线监测缓变信号的数据处理做一些研究，主要工作如下：

- 1) 针对变电设备绝缘监测数据存在各种干扰，难以直接反映绝缘状态的特点，提出一种实用有效的预处理方法。
- 2) 引入时间序列模型，对在线数据进行预测，并对一维、多维及简化的多维模型效果进行比较。
- 3) 引入多维时间序列模型，对各监测物理量间的关系进行分析。

论文的主要结构如图 1-1 所示。

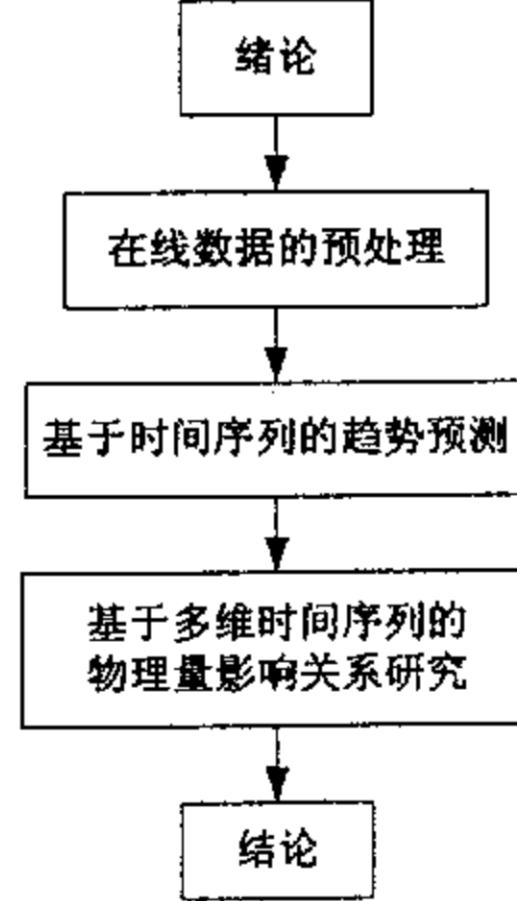


图 1-1 论文结构图

2 在线监测数据的预处理

在线监测系统所获取的数据是有序的数据序列，它们反映了运行电压下设备的绝缘状况。但要使获取的数据更为真实有效，必需对所采集的数据进行预处理。本章即主要针对数据的预处理进行研究，以便为下一步数据预测奠定基础。

2.1 野点及处理方法

在采集信号和传输数据的过程中，由于噪声干扰、数据丢失、传感器瞬时失灵等原因，造成个别数据过高或者过低，这些点是应当剔除的，称为野点(奇异点)。通过对在线数据的分析、归纳，可将其野点归纳为如下几种类型^[7]：(1)孤立野点：一般在时间序列中是一个很大的尖峰，而野点邻近的数据都远小于(或大于)野点值，如图 2-1(a)；(2)孤立的连续野点：该类型野点一般在时间序列中也是一个很大的尖峰，且连续出现的几个野点的左邻和右邻的数据都远小于(或大于)野点值，如图 2-1(b)；(3)阵发噪音型野点：这种野点类似噪音，在时间序列里看似有些规律，然而在每组野点内部却起伏很大，远离真实值的程度也大小不一，如果这样的野点很多，时间序列将会变得难以应用，如图 2-1(c)所示。

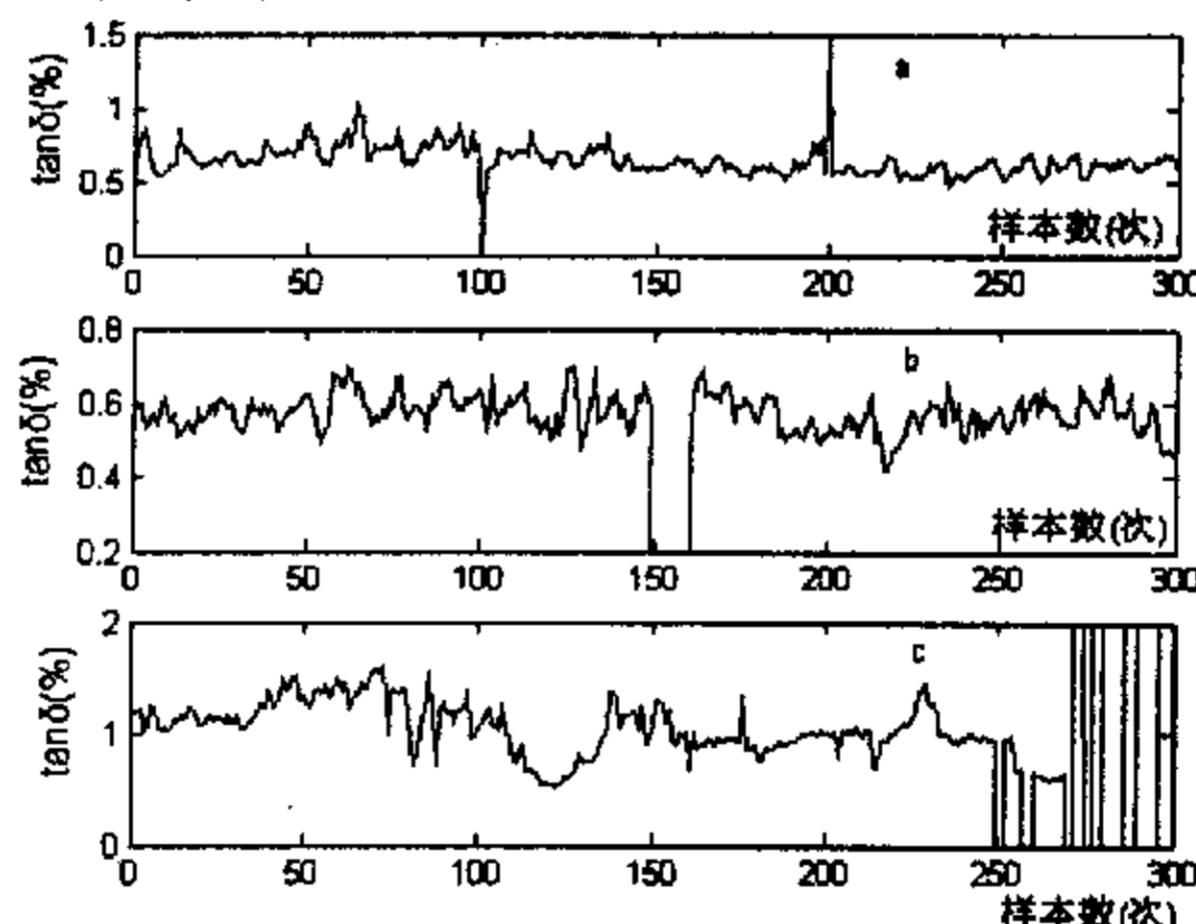


图 2-1 在线监测数据中野点的几种类型

(a) 孤立野点 (b) 孤立的连续野点 (c) 阵发噪音型野点

对于 1、2 两类野点，常用差分的方法滤掉，即构造一个新的时间序列 $s_n = a_n - a_{n-1}$ 。因为在野点的左邻和右邻各有一个很大的跳跃点并且方向是相反的，用这样的方法很容易滤掉这两类野点。而第 3 类野点不太容易滤除，这类情况往往是强噪声源干扰而产生的，遇到此类情况时也可以在数据采集时采取一些适当的措施。

2.2 常用的预处理算法

2.2.1 时域内的预处理算法

1) 53H 算法^[29]

其基本思想是产生一个曲线的平滑估计，然后通过测量值与这一估计值的比较来识别野点。其步骤如下：

设 $x(i)$ 为测量的在线数据序列。为从 $x(i)$ 构造一个新序列 $x_1(i)$ ，方法是取 $x(1), \dots, x(5)$ 的中间值作为 $x_1(3)$ ，然后舍去 $x(1)$ 、加入 $x(6)$ ，取中间值得到 $x_1(4)$ ；依此类推，直到加入最后一个数据。显然， $x_1(i)$ 的项数比 $x(i)$ 的项数少四项。

然后用类似的方法在 $x_1(i)$ 的相邻三个数中选取中间值而构成序列 $x_2(i)$ 。

最后由序列 $x_2(i)$ 按如下方式构成 $x_3(i)$

$$x_3(i) = 0.25x_2(i-1) + 0.5x_2(i) + 0.25x_2(i+1) \quad (2-1)$$

这是一个Hanning 平滑滤波器。

如果有下式成立，则用 $x_3(i)$ 代替 $x(i)$ ，

$$|x(i) - x_3(i)| > k \quad (2-2)$$

其中 k 为一预定值。

2) 滑动平均算法^[30]

其基本思想是设定一个宽度固定的滑动窗口，该窗口沿着时间序列滑动，同时取窗口内数据的算术平均值作为输出值，而由各输出值组成了另一个数据序列即为滤波后的数据序列。设 N 为滑动窗口的宽度，若 $N=2k+1$ (k 取自然数) 且输入、输出分别为 $x(n)$ 和 $y(n)$ ，则有下式：

$$y(n) = \frac{1}{2k+1} \sum_{i=-k}^k x(n+i) \quad (2-3)$$

3) 中值滤波算法^[31]

其基本思想是设定一个宽度固定的滑动窗口，该窗口沿着时间序列滑动，同时对窗口内数据排序，并将中位数作为输出值，而由各输出值组成了另一个数据序列即为滤波后的数据序列。设 N 为滑动窗口的宽度，若 $N=2k+1$ (k 取自然数) 且输入、输出分别为 $x(n)$ 和 $y(n)$ ，则有下式：

$$y(i+k) = median(x(i), x(i+1), \dots, x(i+N-1)) \quad (2-4)$$

其中 $i=1, 2, 3, \dots$ 。median() 为中值函数，它的功能是求一列数据的中值。该函数首先要对窗口中的数据排序，然后将中值输出。

4) 防脉冲干扰的滑动平均法^[7]

这种算法的本质为滑动平均算法的一种改进。其基本思想是将一

个宽度为 N 的窗口逐点向前移动(滑动窗)，每进行一次测量，将测量结果放入队尾，丢弃原来队首的一个数据。这样队列中始终是 N 个最新的数据。然后根据对大量监测数据进行统计得到的极小与极大值所占的比例(设为 $\alpha\%$ 和 $\beta\%$)，将 N 个最新的序列数据进行排序，然后分别从两侧去掉 $N \times \alpha\%$ 与 $N \times \beta\%$ 个数据，将余下数据的算术平均值作为信号有效输出值。若 $N=2k+1$ 且输入、输出分别为 $x(n)$ 和 $y(n)$ ，则有下式

$$y(n) = \frac{1}{2k+1 - N*(\alpha + \beta)\%} \sum_{i=-k+N*\alpha\%}^{k-N*\beta\%} x(n+i) \quad (2-5)$$

2.2.2 频域内的预处理方法

通常变电站内存在很强的电晕干扰或其它放电源干扰，这些都可能导致监测信号中包含高频干扰分量；而传感器铁心使监测信号的畸变会导致监测信号中包含低频干扰分量，仅从时域内对它们进行处理很难达到要求。通常，可采用以下方法对监测信号在频域内进行预处理：

1) 将监测数据构成的序列进行傅立叶变换(FT)，并将变换后的高频分量置一个较低数值或置零，然后对其进行傅立叶变换逆变换，从而实现滤除干扰的目的，即可通过设计一个低通滤波器来实现。

2) 将监测数据构成的序列滤除直流分量，然后对其进行傅立叶变化，对变换后的频域信号进行滤波，再逆变到时域，得到的信号与原始数据直流分量相叠加即为预处理后的数据。

采用傅立叶变换可以保证在频域内信息是完全准确的，但却不能提供任何局部时间段上的频域信息。对于不满足平稳性条件的监测数据，频率特性是随时间的变化而变化的，分析这一类序列需要提取某时间段的频域信息或某一频率段所对应的时域信息，此时傅立叶变换很难达到要求。

2.2.3 小波变换的预处理方法

小波变换在时域和频域同时具有局部性，能够计算某一特定时刻的频率分布，因此能将各种交织在一起的不同频率组成的混合信号分解成不同频率的信号块^[32]，一般情况下噪声信号的频率较高(局部放电信号除外)，应存在于低尺度小波变换中，因而通过将在线监测数据用小波进行多尺度分析，将低尺度小波系数置零或选择合适的阈值量化，然后对其进行重构，可实现信号去噪目的。其实质是一种由小波构造带通滤波器的思想，可解决傅立叶变换只能处理全局信息的问题，同时能在较低信噪比的情况下灵活、有效地减弱噪声干扰。

以上的小波处理方法是一种全局的处理思想，无法有效地发现数

据中的奇异点或不规则突变成分，且有可能丢失部分有用的信息。如能剔除数据中的奇异点，则可提高其处理效率并尽可能地保留数据的原始性。时域分析的方法可以在平稳的前提下有效地检测出因幅值发生突变而引起信号的非连续的奇异点，对于信号较平滑，幅值没有突变，但其一阶微分有突变的奇异点却缺乏行之有效的处理手段。小波的奇异变换为解决该问题提供了新的思想，信号小波变换系数模极大值的位置和幅度同信号的局部奇异性密切相关，可利用这些极大值以检测出信号的局部奇异性。

在小波变换中，局部奇异性可定义为^[33]：设函数 $x(t)$ 在 t_0 附件具有下述特征：

$$|x(t_0 + h) - p_n(t_{0+h})| \leq A|h|^{\alpha} \quad n < \alpha < n+1 \quad (2-6)$$

则称 α 为 x_0 点的奇异指数（即李普西兹指数）。式中 h 是一个充分小量， $P_n(t)$ 是过 $x(t_0)$ 点的 n 次多项式。

如果函数在 x_0 处的李普西兹指数 α 为正值，那么随着尺度的增加，小波变换模极大值的幅值也会变大；若李普西兹指数 α 为负值，则情况相反。特别需要指出的是李普西兹指数 α 刻画了函数在该点的正规性，其值越大，函数越光滑。函数在某一点连续、可微，则该点的李普西兹指数 $\alpha \geq 1$ ；在某一点可导，而导数有界但不连续时，李普西兹指数 α 仍为 1；如果函数在 x_0 的李普西兹指数 $\alpha < 1$ ，则称函数在 x_0 是奇异的；一个在 x_0 点不连续但有界的函数，则该点李普西兹指数 $0 \leq \alpha \leq 1$ ； x_0 点的冲击函数在该点李普西兹指数 α 为 -1。

通过寻找尺度空间中的模极大值点，计算其李普西兹指数 α ，判断是否小于 1，可发现信号中的奇异点，因此通过小波分解和重构可实现去噪和平滑。但小波分解和重构的计算复杂且计算量较大，而时域分析去噪方法较多，且实现灵活、简单，但信号含有高频或低频分量很难处理。因此可把时域算法与小波算法结合起来应用，实现优势互补。利用小波变换检测奇异点的位置与性质，然后再根据奇异点的性质用时域分析的方法进一步平滑去噪，实现起来较为灵活，且可提高处理的效率与准确性。

2.3 预处理算法的选择

在线监测的目的是准确、及时地反映设备的运行状态，因此，对于滤波算法而言，不仅要考虑滤波后数据的真实性，而且也应考虑其实时性。本文重点对时域的预处理算法进行研究。

以某变电站 110kV 电容型 CT 的 $\tan \delta$ 在线监测数据为例，首先分别采用 53H 算法、滑动平均算法、中值滤波算法和防脉冲干扰的滑动

平均算法对数据进行处理，找出各算法的最优处理效果，然后对各种算法的处理效果进行比较，从而确定各种方法的优劣。这些数据的采样间隔 0.5h。样本的原始数据如图 2-2 所示。

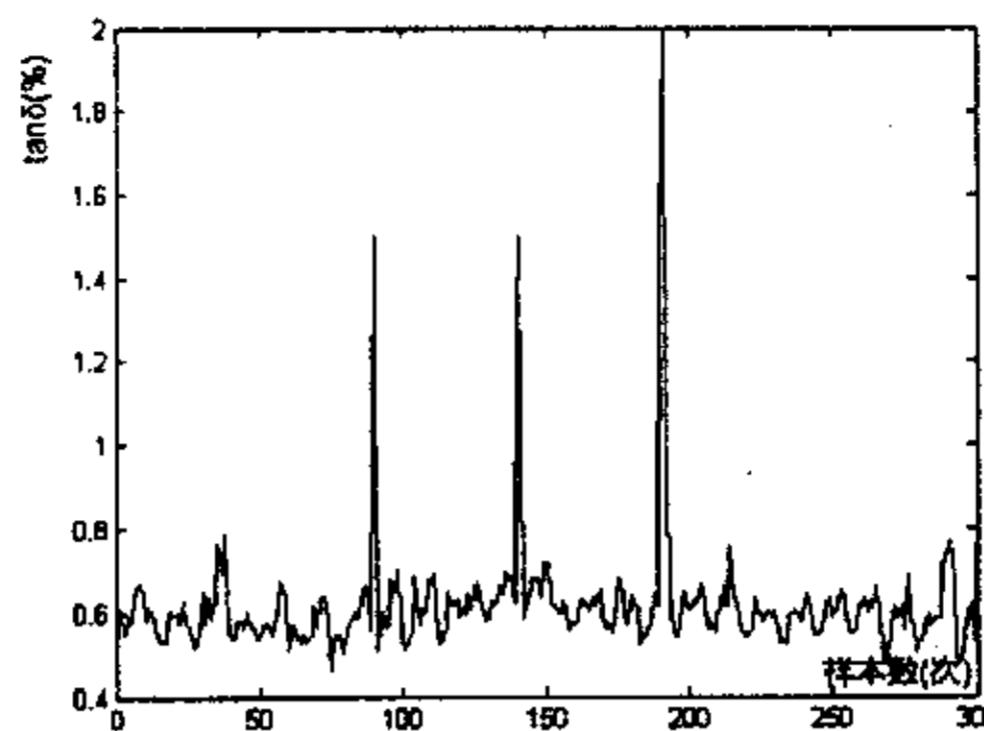


图 2-2 原始数据

图 2-2 中，由仿真存在几个明显的尖峰干扰，从左到右依次为一个孤立野点，连续的两个野点和连续的三个野点。

1) 在式(2-2)中分别取不同的 k 值，用 53H 算法对在线监测数据进行仿真处理，处理前后结果如图 2-3 所示。

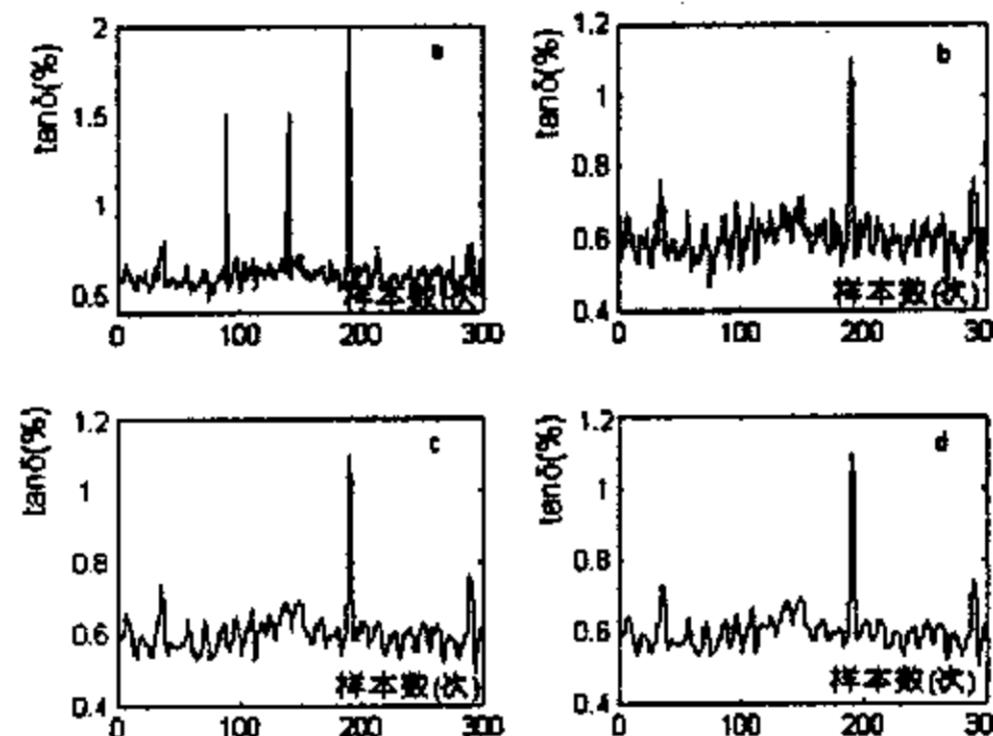


图 2-3 53H 算法的处理结果

(a) 原始数据 (b) $k=0.1$ (c) $k=0.02$ (d) $k=0$

从图 2-3 中可看出，53H 算法对于抑止尖峰干扰可以起到一定的作用，对于孤立的野点可以有效的剔除，但由于算法的窗口宽度被限定，对于抑止宽度较大的野点则不适应。图中随着 k 值的减小，处理结果明显得到了平滑， $k=0$ 时，平滑处理效果相对最好。

2) 在式(2-3)中分别取不同的滑动窗口宽度 N ，用滑动平均算法对在线监测数据进行处理，处理结果如图 2-4 所示。

从图 2-4 中可以看出，滑动平均算法对于抑止尖峰干扰可以起到一定的作用，当随机干扰脉冲较小时，算法可以完全消除干扰脉冲的影响；当脉冲干扰幅值很大时，经算法处理后，强脉冲干扰的两边数

据会明显的变大，这样就改变了原始序列的特性。当有连续的孤立野点时，会产生累加，这就有可能对后面的在线诊断将带来隐患。增大窗口的宽度，可以增强抑制强脉冲的能力，但也会带来明显的迟滞，考虑到实时性的要求，窗口宽度不能随意增加。

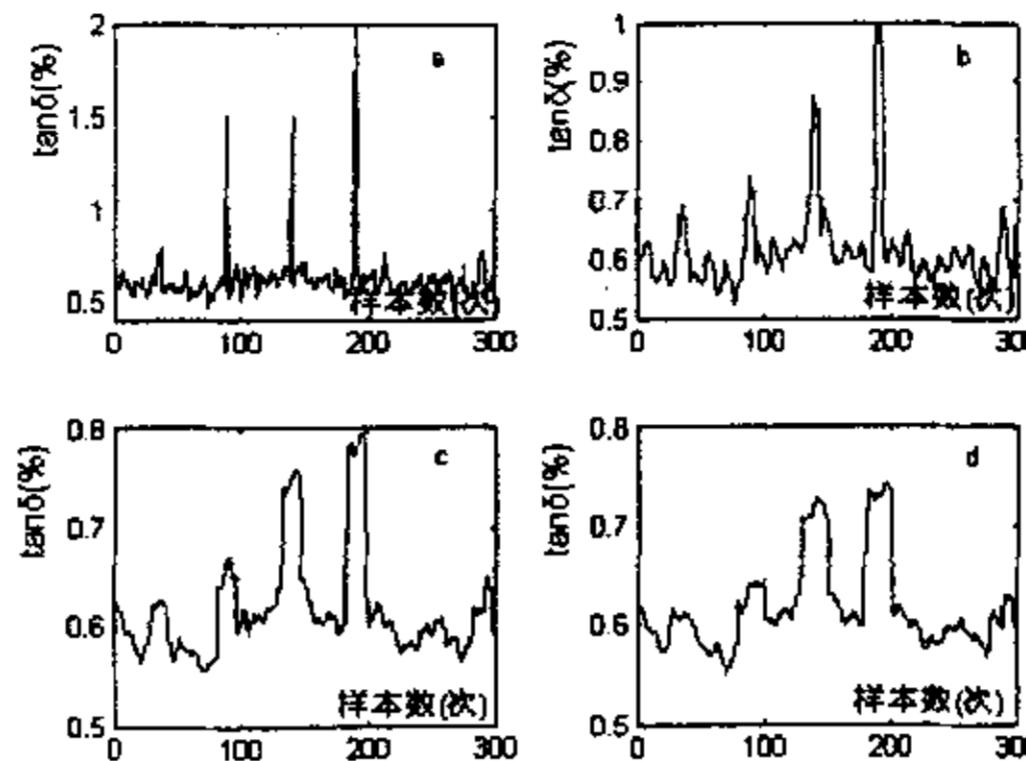


图 2-4 滑动平均算法的处理结果

(a) 原始数据 (b) $N=7$ (c) $N=15$ (d) $N=21$

3) 在式(2-4)中分别取不同的窗口宽度 N , 用中值滤波算法对在线监测数据进行处理, 结果如图 2-5 所示。

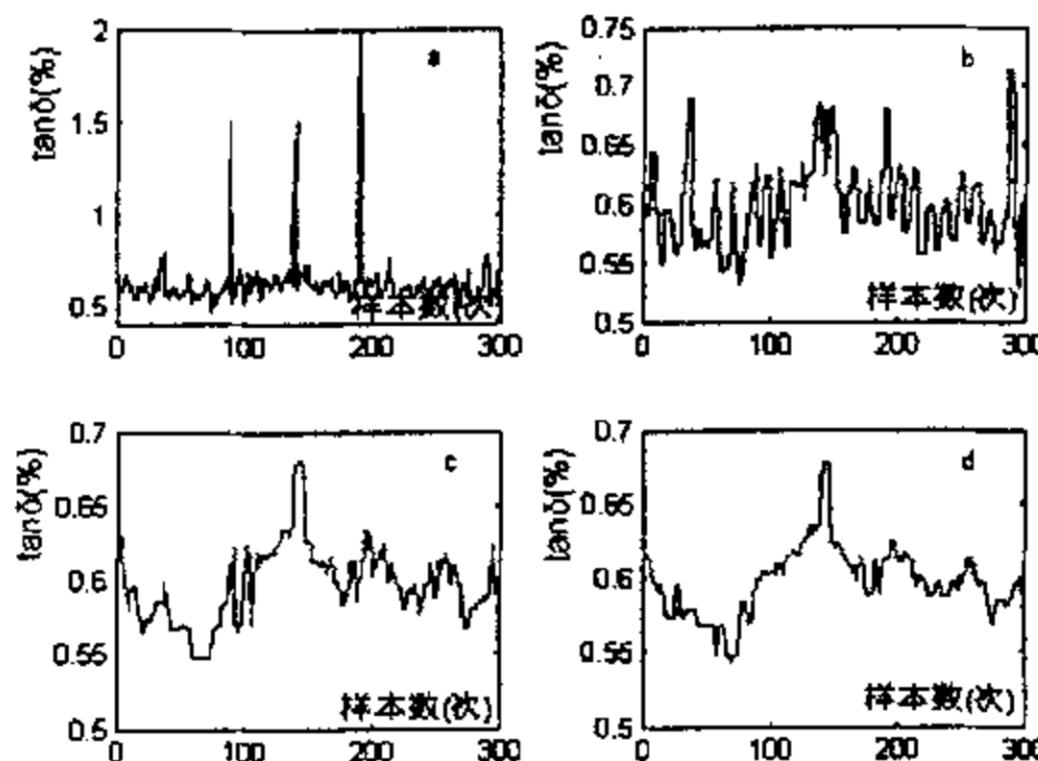


图 2-5 中值滤波算法的处理结果

(a) 原始数据 (b) $N=7$ (c) $N=15$ (d) $N=21$

从图 2-5 可以看出, 中值滤波算法对脉冲干扰的抑止有着很好的效果。 $N=15$ 时已基本消除了信号中的脉冲干扰, 但信号的平滑度比较低。增加窗口宽度, 平滑度可以进一步得到提高。但窗口宽度的增加同样会带来数据迟滞的问题, 因此, 窗口宽度的选择一定要合适。

4) 防脉冲干扰的滑动平均算法本质上是滑动平均算法的一种改进。由于图 2-4 已经对不同窗口下滑动平均算法的处理结果进行了讨论, 这里只对式(2-5)中同一滑动窗口下取不同参数 α 、 β 时, 防脉冲干扰的滑动平均算法对在线监测数据的处理结果进行分析, 处理结果

如图 2-6 所示。

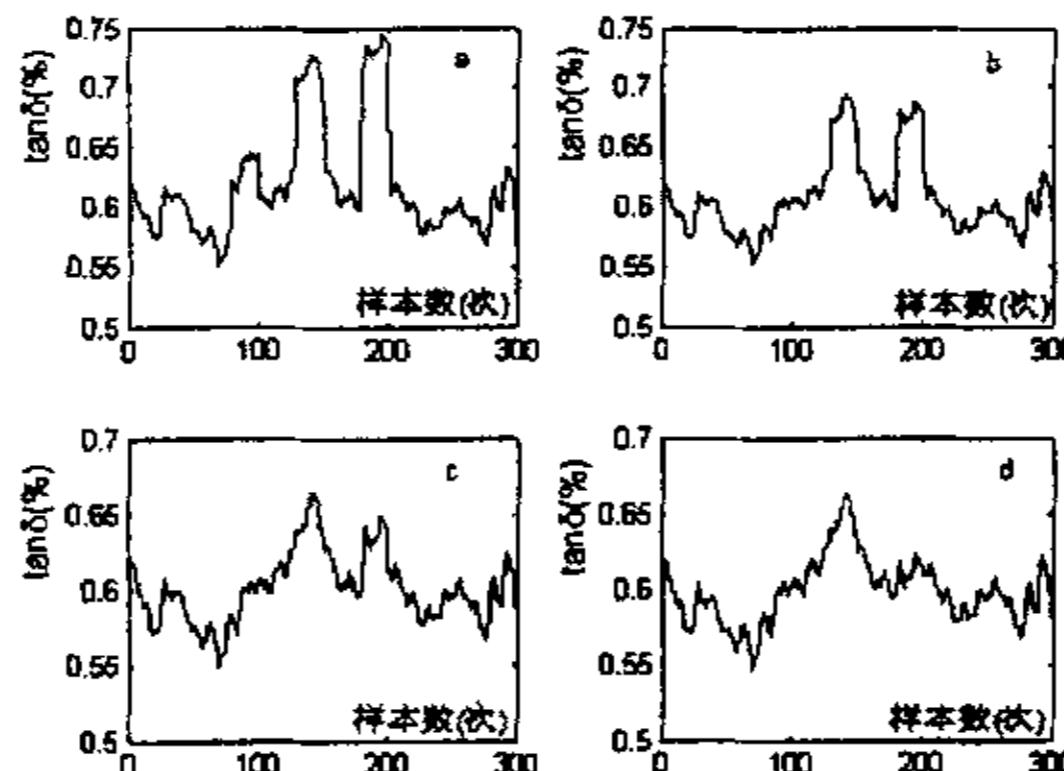


图 2-6 防脉冲干扰的滑动平均算法的处理结果

(a) $N=21, N \times \alpha \% = 0, N \times \beta \% = 0$ (b) $N=21, N \times \alpha \% = 1, N \times \beta \% = 1$

(c) $N=21, N \times \alpha \% = 2, N \times \beta \% = 2$ (d) $N=21, N \times \alpha \% = 3, N \times \beta \% = 3$

图 2-6(a) 为防脉冲干扰的滑动平均算法中窗口宽度取 21, α 、 β 取 0 时的处理结果, 也即为窗口宽度为 21 时的滑动平均算法的处理结果; 图 2-6(b) (c) (d) 为同窗口宽度下, 取不同 α 、 β 值时防脉冲干扰的滑动平均算法的处理结果。从图中可看出, 随着参数取值的不同, 数据平滑度得到明显的提高, 而且滑动平均算法抗干扰能力差的缺点得到明显的克服, 当所取参数合适时脉冲干扰得到了完全的剔除。但是对于 α 、 β 取值也要注意不能过大, 毕竟干扰数据的数量是有限的。

5) 对各种预处理算法的处理效果进行比较, 结果如图 2-7 所示。

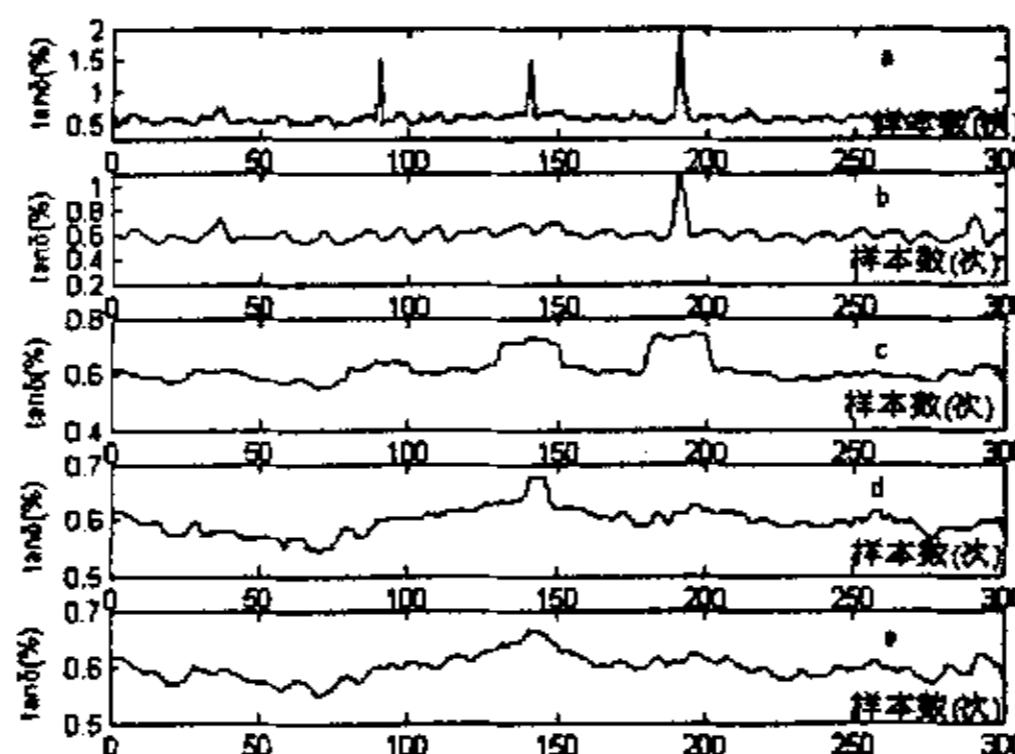


图 2-7 几种不同处理方法的结果比较

(a) 原始数据

(b) 53H 算法, $K=0$

(c) 滑动平均算法, $N=21$

(d) 中值滤波算法 $N=21$

(e) 防脉冲干扰的滑动平均算法, $N=21, N \times \alpha \% = 3, N \times \beta \% = 3$

由图 2-7 可看出, 几种算法对数据的处理都起了一些作用, 下面

从脉冲的抑止、数据的平滑性、实效性等方面对其进行具体比较。

脉冲的抑止方面，53H 算法对孤立的野点可以较好地剔除，但对超过一定宽度的脉冲则不能很好地抑止，如图 2-7(b) 所示；滑动平均算法对抑止尖峰起到了一定作用，但并不十分有效，如图 2-7(c) 所示；中值滤波算法和防脉冲干扰的滑动平均算法可以较好的抑止脉冲剔除野点，如图 2-7(d) (e) 所示。

电容型 CT 的 $\tan \delta$ 为缓变型的信号参数，当设备正常工作或存在故障和故障隐患时，通过信号输出所反映的征兆通常是循序渐进的过程。因此，可把处理结果的平滑度作为判别信号处理效果的一个指标。

以中值滤波算法和防脉冲干扰的滑动平均算法为例，分别取图 2-7(d) (e) 中处理结果进行一次差分，如图 2-8 所示。

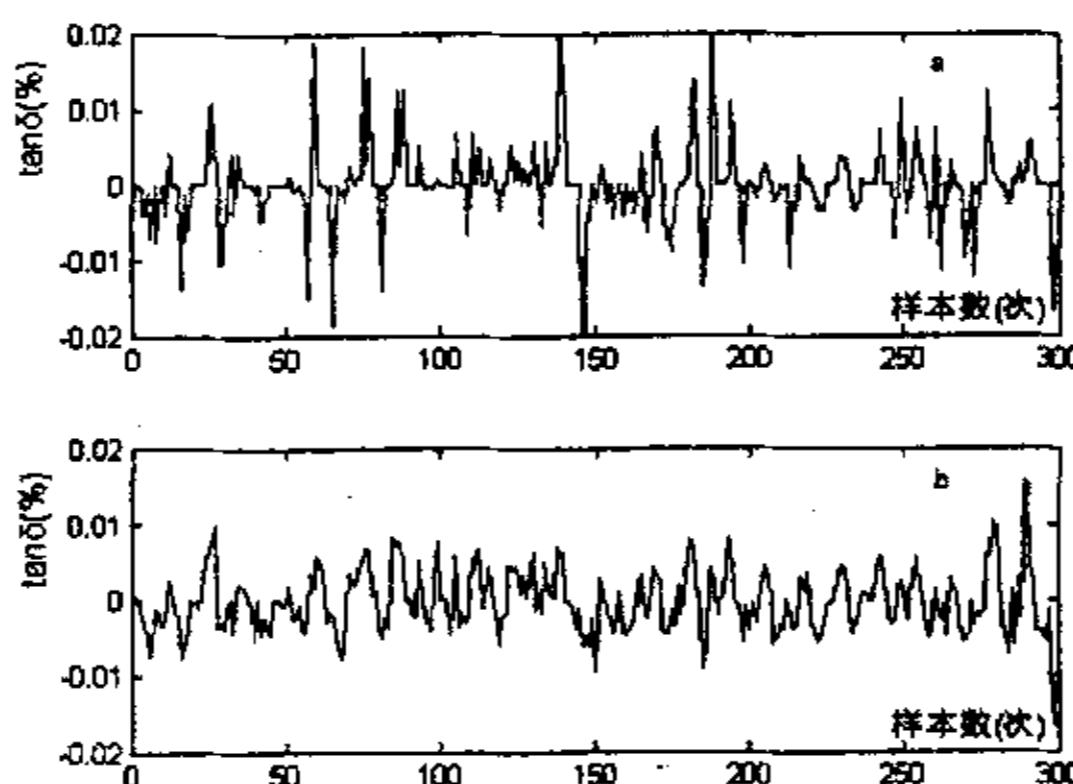


图 2-8 平滑度比较

(a) 中值滤波算法 (b) 防脉冲干扰的滑动平均算法

对图 2-8 中两算法的平滑度进行数据比较表 2-1 所示。

表 2-1 平滑度数据比较

算法	最大值	方差
中值滤波算法	0.0232	0.0056
防脉冲干扰的滑动平均算法	0.0157	0.0042

由图 2-8 和表 2-1 可看出，在处理效果的平滑度方面，防脉冲干扰的滑动平均算法优于中值滤波算法。

以上几种预处理算法都是通过滑动窗的方式来实现滤波的，其代价是牺牲数据的实时性，因而滑动窗口的选择十分重要。53H 算法窗口被限定，灵活性较差；滑动平均算法、中值滤波算法窗口选择较灵活，但对窗口选择依赖较大，若窗口选择较小可能达不到滤波的目的，窗口过大可能导致时延较长而很难实现真正意义上的实时监测。防脉冲干扰的滑动平均算法在选择滑动窗口的同时，活动窗口还可以根据实际需要通过改变 α 、 β 值进行调整，灵活性较高，由图 2-6 可知这种

调整是十分有效的。

综上可见，防脉冲干扰的滑动平均算法处理效果是提到的几种算法中较好的，是一种较为理想的预处理方法。

2.4 防脉冲干扰的滑动平均算法的改进

虽然防脉冲干扰的滑动平均法的处理效果较好，但该算法在滑动窗口较大时实时性仍较差，本节将对此缺点做一些改进。

2.4.1 二分法排序在防脉冲干扰的滑动平均算法中的应用

从防脉冲干扰的滑动平均算法实现的过程可以看出，该算法中最耗时的部分是对滑动窗口内的数据排序。常用的冒泡法等方法效率比较低，导致防脉冲干扰滑动平均算法的实时性很差。因此，需要提高排序算法的效率。

设某一时刻滑动窗口内的数据序列是 $x(i), x(i+1), \dots, x(i+N-1)$ ，对这些数据排序得到有序序列为 $y(1), y(2), \dots, y(N)$ 。滑动窗向前移动一次，窗口内的数据变为 $x(i+1), x(i+2), \dots, x(i+N-1), x(i+N)$ 。可以看到与前次相比，只是用 $x(i+N)$ 替换了 $x(i)$ ，窗口内其余数据都没有改变。因此在序列 y 中去掉 $x(i)$ 仍是有序序列，在对 $x(i+1), \dots, x(i+N-1), x(i+N)$ 排序时，便可以利用前一次排序的结果。

为了利用前一次排序的结果，现引入二分法查找算法。该算法实现查找的基本思想是：根据序列有序的特点，先确定待查元素所在的区域，然后逐步减小区域，直到找到该元素的位置或查找失败。设已经存在的有序序列为 y ， y 的下界为 k ，上界为 t 。则其实现流程图如图 2-9 所示，其中 $\text{rem}(s, 2)$ 为求 s 被 2 除的余数。

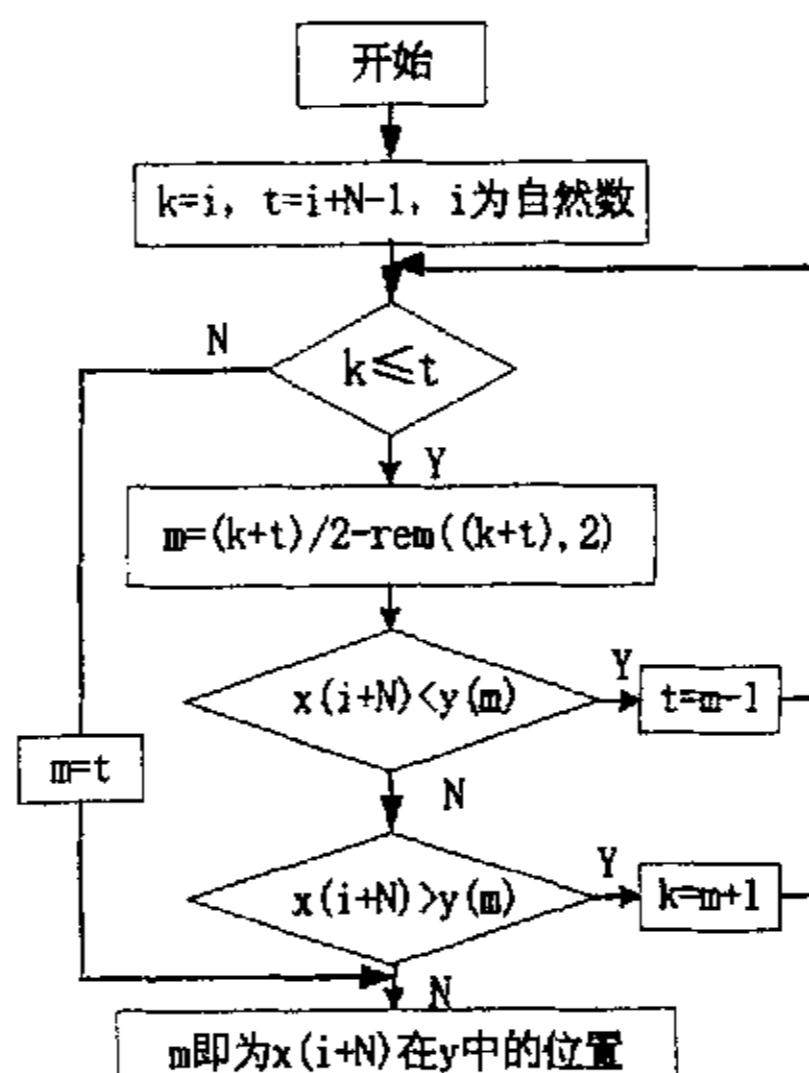


图 2-9 二分法查找及内插流程图

二分法查找应用于防脉冲干扰的滑动平均算法后，其实现过程如下：

1) 将起初的 N 个数据排序得到一个有序的数据序列。设原始数据序列为 $x(i), x(i+1), \dots, x(i+N-1)$ 。将序列排序得到有序序列 $y(i), y(i+1), \dots, y(i+N)$ 。由于 N 不可能太大，所以对起始的 N 个数据排序，可任选排序算法，各算法之间的速度差异可不考虑。

2) 在 1) 中有序数据序列的基础上，用二分法快速的查找和插入数据，实现滑动窗内数据的排序。首先应用二分法查找 $x(i)$ 在序列 y 中的位置并记录，接着通过滑动窗取出 $x(i+N)$ ，用二分法插入算法求出 $x(i+N)$ 在 y 中的插入位置并记录。

3) 根据查找的位置，从序列中移出 $x(i)$ ，插入 $x(i+N)$ 。得到一个新的有序序列 $h(i), h(i+1), \dots, h(i+N-1)$ 。

4) 从序列 h 两侧分别去掉 $N \times \alpha\%$ 与 $N \times \beta\%$ 个数据，将余下数据的算术平均值作为信号有效输出值。

5) 对所有的序号加 1，使得 $k=i+1, t=i+N$ ，重复步骤 2)、3)、4)、5) 即可得出后续的预处理数据。

2.4.2 二分法对防脉冲干扰的滑动平均算法实时性的改善

为了表示各种算法的效率，引入了时间复杂度 $o(n)$ 的概念。算法的时间复杂度越小，则算法的效率越高。对于由 N 个数据组成的有序数据序列，用二分法查找实现插入排序的时间复杂度是 $o(\log_2^N)$ ，而对 N 个数据进行一次普通的冒泡排序的运算量为 $o(N^2)$ ^[34]。由此可以看出，二分法插入排序的时间复杂度比较小，因而其效率较高。

为对不同的算法进行比较，用冒泡法和二分法分别在计算机(CPU 主频为赛扬 266MHz，内存 192MB)编程，花费的机器时间及对应的窗口宽度如表 2-2 所示。

表 2-2 不同排序算法机器运算时间的比较

窗口宽度 算法	7	15	31	63	127	255
冒泡法排序(s)	0.0300	0.0500	0.2600	0.8110	2.6940	9.8140
二分法插入排序(ms)	0.0102	0.0112	0.0125	0.0142	0.0158	0.0174

由表 2-2 可知，冒泡法的机器时间基本上是秒级水平，而改进的防脉冲滑动算法基本上是毫秒级水平，两者机器时间数量级相差很大；且随窗口的增加二分法机器运算时间远小于冒泡法。因此就机器运算时间而言，可以证明二分法比常用的排序算法的速度快得多。在防脉冲干扰的滑动平均算法中应用二分法，实时性会得到极大的改善。

2.5 小结

由于监测仪器与监测设备处于强干扰环境中，在线数据很容易受到现场运行环境及一些不确定因素的影响。本章对缓变信号的几种在线数据的预处理方法进行了深入研究，主要结论如下：

1) 对于在线监测数据中的野点要先予以剔除，这样才能为下一步处理提供可靠的数据基础。

2) 在对数据进行预处理时，分别从时域、频域等方面进行了讨论。时域范围内的数据处理是较常用和成熟的处理方法；频域范围内的处理可较好地消除高频或低频分量的干扰，但数据时变性和实时性又难以得到保障；而小波变换具有奇异性，因此可以考虑使用小波变换进行预处理。

3) 通过对时域内几种常用的预处理算法进行比较，得出了较为理想的防脉冲干扰的滑动平滑算法，并对其实时性进行了改进。实例证明，该算法能有效地改善信号平滑度，对缓变数据序列处理效果较好。

3 基于时间序列的趋势预测

第2章研究了数据的预处理方法，可以更为准确地得到描述电气设备状态的有效数据。但要对设备的运行状态进一步了解，就需要对设备状态进行预测，以便对其性能进行评估。

目前，时间序列分析是一种常用的数据预测和分析的方法，本章即以时间序列分析为工具，变电设备在线数据为实例，从预测的数学基础、建模、实例分析等方面进行研究。

3.1 时间序列预测的数学基础

时间序列是按时间顺序排列的一组数据，即一组有序的随机数据。时间序列分析主要是利用参数模型(ARMA模型、AR模型、MA模型等)对所获取的有序的数据进行分析和处理的一种数据处理方法。

3.1.1 时间序列的统计特性

时间序列是一类随机过程，因此也具有统计特性，且这种特性能刻画随机过程的本质，从偶然性揭示必然性；其最根本的统计特性是分布函数，但求解时相当繁琐，在工程实际应用中通常用矩函数来反映其统计特性。

设 $\{x_t\}$ 为离散随机过程，其中 $t=0, \pm 1, \pm 2, \dots$ ，则一阶矩函数(均值函数)定义为^[10]

$$\mu_{x,t} \triangleq E[x_t] \quad (3-1)$$

E 表示集合平均算子，即数据期望。

二阶矩函数中，自协相关函数定义为

$$C_{xx,k,t} \triangleq E[(x_t - \mu_{x,t})(x_{t-k} - \mu_{x,t-k})] \quad (3-2)$$

$$\text{自相关函数定义为 } \psi_{x,t} \triangleq E[x_t^2] \quad R_{xx,k,t} \triangleq E[x_t x_{t-k}] \quad (3-3)$$

$$\text{方差函数定义为 } \sigma_{x,t}^2 \triangleq E[(x_t - \mu_{x,t})^2] \quad (3-4)$$

$$\text{均方值函数定义为 } \psi_{x,t} \triangleq E[x_t^2] \quad (3-5)$$

对于某些随机过程需要求其三阶、四阶等高阶矩函数，但过程相当繁琐，一般情况下采用以下几种特殊的随机过程解决工程实际应用。

1) 平稳随机过程 当所有描述随机过程的矩函数与统计起点无关时，则称之为严平稳随机过程；当只有一阶、二阶矩函数与统计起点无关时，则称宽平稳随机过程。

2) 正态随机过程 若随机过程的各阶矩函数取决于一阶、二阶矩函数，则之为正态随机过程(Gauss随机过程)。此随机过程一定是严平

稳随机过程。

3) 遍历性(各态历经)随机过程 若从随机过程中任取两个样本 $x_{i,t}, x_{j,t}$, $i \neq j$, $i, j = 1, 2, \dots$, 又有 $x_{i,t-k} = x_{j,t-k}$, k 为某一延迟步数, 则称此随机过程为遍历性随机过程。遍历性随机过程一定是平稳随机过程, 其对应样本的各阶矩函数时间平均可代替整个随机过程各阶矩函数的集合平均。

4) 白噪声 一类特殊的平稳随机过程, 且彼此独立不相关。其对应的均值为零, 方差为某一常数。

3.1.2 ARMA 模型、AR 模型、MA 模型

1) ARMA(Autoregressive Moving Average)模型 对于一个平稳、零均值的时间序列 $\{x_t\}$ 定能拟合成一个差分方程, 具体形式如下

$$x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \varphi_2 x_{t-2} - \cdots - \varphi_n x_{t-n} = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_m \varepsilon_{t-m} \quad (3-6)$$

其中 x_t 是时间序列 $\{x_t\}$ 在 t 时刻的元素, φ_i ($i=1, 2, \dots, n$) 为自回归参数, φ_j ($j=1, 2, \dots, m$) 为滑动平均参数, ε_t 为模型残差, 其时序为白噪声。式(3-6)左边 n 阶差分多项式称为 n 阶自回归部分, 右边 m 阶差分多项式称为 m 阶滑动平均部分, 因此该模型可记为 ARMA(n, m)模型。

为了研究方便, 引入了后移算子 B , 定义如下: 设时间序列 $\{w_t\}$, 则有 $Bw_t = w_{t-1}$, 以此类推式(3-6)可改写为

$$(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \cdots - \varphi_n B^n) x_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_m B^m) \varepsilon_t \quad (3-7)$$

若设 $\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \cdots - \varphi_n B^n$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_m B^m$$

则 $x_t \varphi(B) = \theta(B) \varepsilon_t \quad (3-8)$

2) AR(Autoregressive)模型 该模型可以认为是 ARMA 模型中 $\theta(B)=1$ 的情况, 若存在 n 阶差分多项式, 则称之为 AR(n)模型, 其表现形式可写为

$$x_t = \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3-9)$$

3) MA(Moving Average)模型 该模型可以认为是 ARMA 模型中 $\varphi(B)=1$ 的情况, 若存在 m 阶差分多项式, 则称之为 MA(m)模型, 其表现形式可写为

$$x_t = \sum_{i=1}^m \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3-10)$$

3.2 数据的检验与模型选择

时间序列模型要求数据为平稳、正态、零均值的, 本节即对数据的检验和预测模型的选择进行研究。

3.2.1 数据的检验

1) 平稳性检验

根据平稳时间序列 $\{x_t\}$ 的定义可知：其均值 μ_x 和方差 σ_x^2 为常数，其自协方差函数 R_x 仅与时间间隔有关。因此，对 $\{x_t\}$ 进行平稳性检验，最根本的就是检验其是否具备这两个性质。采用的方法为：逆序检验，即将时间序列 $\{x_i\}$ ($i=1, 2, \dots, N$)均匀分成 L 子序列，每个子序列的长度为 M 。对各段子序列而言，可应用数理统计的理论分别计算出各子序列的均值、方差、自协相关系数；以均值 μ_i 为例，这些均值构成了一个序列： $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_L$ ，当 $i > j$ ($j=1, 2, \dots, L-1$)时，出现 $\mu_i > \mu_j$ ，定义为 μ_j 的一个逆序；对于某一 μ_i ，定义 μ_j 的逆序数 A_j 为 $\mu_i > \mu_j$ ($i > j$)出现的次数，而所有的逆序数 A_j 的总和称为序列逆序总数 A 。

由于 $\{x_t\}$ 是随机过程的一个样本，则各子序列均值 μ_i 的值也是随机的。当 $\{x_t\}$ 是一个平稳序列时， μ_i 后面 $L-1$ 个随机数 μ_j 大于 μ_i 和小于 μ_i 几率是相等的，故其逆序数的平均值 $E[A] = (L-1)/2$ ，同理也可求出 μ_i ($i \neq 1$)的逆序数的平均值，因此总的逆序数的平均值及方差为^[9]

$$\begin{aligned} E[A] &= \sum_{j=1}^{L-1} E[A_j] = \frac{L(L-1)}{4} \\ \sigma_A^2 &= \frac{L(2L^2 + 3L - 5)}{72} \end{aligned} \quad (3-11)$$

构造一个统计量 u ，对 A 进行正规化处理有

$$u = \frac{\left(A + \frac{1}{2} - E[A]\right)}{\sigma_A} \quad (3-12)$$

u 满足标准的正态分布： $u \sim N(0, 1)$ 。当取其置信概率为95%时，若有 $|u| \leq 1.96$ ，则认为 μ 是平稳序列，因此 $\{x_t\}$ 也为平稳序列；反之，则认为是非平稳序列。

2) 零均值性检验

检验时间序列 $\{x_t\}$ 的均值 $E(x_t)$ 是否为零，此处时间序列 $\{x_t\}$ 是整个随机过程，而不随机过程的样本。对于一个长度为 N 的样本可通过计算其算术平均来实现，如 $\hat{\mu}_x = \frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N X_i)$ ， $\hat{\mu}_x$ 是 $\mu_x = E(x_t)$ 估计值，根据随机序列各态经历特性，可用其算术平均值代替均值，因此只需要检验 $\hat{\mu}_x$ 是否满足 $|\hat{\mu}_x| < \xi$ ， ξ 可定义较小的数。对于 $\hat{\mu}_x$ 不满足条件的

情况，可对其进行零均值处理，从而得到处理后的时间序列 $\{\hat{x}_t\}$ ，即有 $\hat{x}_t = x_t - \mu_t$ 。

3.2.2 模型的选择

ARMA(n, m)模型既包含自回归部分，又包含滑动平均部分，因此能蕴含数据所有信息，但求解时需要对n+m+1个参数进行估计，计算量和计算的难度很大。根据ARMA模型的解释可知，模型的极点反映系统的固有的、与外界无关的特性，而ARMA的极点又与AR模型的特征根有关，因此将ARMA模型转变换成AR模型其系统固有的特性仍然得以维持，而且只需要求解n+1个参数，变换的证明过程如下^[10]

将式(3-8)改写，有： $\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}x_t = \varepsilon_t$ ，

对其进行进一步的分析，有

$$\left[\varphi_1(B) + \frac{\varphi_2(B)}{\theta(B)} \right] x_t = \varepsilon_t \quad (3-13)$$

当 $\varphi(B)$ 的阶数高于 $\theta(B)$ 的阶数，可从 $\varphi(B)$ 中分解一部分多项式算子即 $\varphi_1(B)$ ；而剩余部分为阶数低于 $\theta(B)$ 的一部分算子。当 $\varphi(B)$ 的阶数低于的阶次式， $\varphi_1(B)=0$ 。对公式(3-13)中 $\theta(B)$ 进行分解，有

$$\left[\varphi_1(B) + \frac{\varphi_2(B)}{\prod_{j=1}^m (1-\eta_j B)} \right] x_t = \varepsilon_t \quad (3-14)$$

对式(3-14)中左边第二项进行分解，有

$$\varphi_1(B)x_t + \sum_{j=1}^m \frac{b_j}{1-\eta_j B} x_t = \varepsilon_t \quad \text{且当 } i \neq j \text{ 时 } \eta_i \neq \eta_j \quad (3-15)$$

$$\varphi_1(B)x_t + \sum_{j=1}^m b_j \left(\sum_{i=0}^{\infty} \eta_j^i B^i \right) x_t = \varepsilon_t \quad \text{当 } |\eta_j| < 1 \text{ 时} \quad (3-16)$$

交换求和符号的位置，有

$$\varphi_1(B)x_t + \sum_{i=0}^{\infty} \left(\sum_{j=1}^m b_j \eta_j^i \right) B^i x_t = \varepsilon_t \quad (3-17)$$

$$\text{令 } \sum_{j=1}^m b_j \eta_j^i = -I_i, \text{ 则有 } \varphi_1(B)x_t + \sum_{i=0}^{\infty} (-I_i) B^i x_t = \varepsilon_t \quad (3-18)$$

由于 $\varphi_1(B)$ 是B的多项式，因此可与公式(3-14)左边第二项相加，

其结果如下

$$\left[\sum_{i=0}^{\infty} (-I_i) B^i \right] x_t = \varepsilon_t \quad (3-19)$$

且当 $i=0$ 时, $-I_0 = 1$, 这表明当 $|\eta_j| < 1$ 时, $\sum_{i=0}^{\infty} (-I_i) B^i$ 收敛与 $\frac{\varphi(B)}{\theta(B)}$,

将式(3-19)中 $i=0$ 的一项保留在等式左边, 其余的部分移到等式右边, 并考虑到 B 算子的定义, 有

$$x_t = \sum_{i=1}^{\infty} I_i x_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3-20)$$

比较式(3-19)和(3-20), 可知: 两者在形式上是完全一致, 而式(3-20)是一个 AR(∞)模型, 证明过程表明一个有限阶的 ARMA(n, m)模型等价于一个无限高阶的 AR(∞)模型。因此在工程应用中常用足够高阶的 AR 模型来取代 ARMA 模型, 以避免估计 ARMA 模型的困难。

3.3 预测模型的建立

预测模型的建立就是对所测得的时间序列 $\{x_t\}$ ($t=1, 2, \dots, N$) 拟合出合适的时序模型, 建模的内容包括数据的预处理、数据的检验、模型方式的选择、模型参数的估计和模型的实用性检验等, 其中模型参数的估计最为重要。本节即对几种时间序列模型的建立做一些研究。

3.3.1 一维 AR 模型的建立

1) 一维 AR(n) 模型的参数估计

$$\text{一维 AR 模型可定义为 } x_t = \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3-21)$$

式中 $\{x_t\}$ 为随机序列, ε_t 为白噪声。

设现有一时间序列 $\{x_t\}$, 它共有 N 个数据, 若对应的模型为 AR(n), 将时间序列 $\{x_t\}$ 代入式(3-21)中, 可得到一组线性方程

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= \varphi_1 x_n + \varphi_2 x_{n-1} + \cdots + \varphi_n x_1 + \varepsilon_{n+1} \\ x_{n+2} &= \varphi_1 x_{n+1} + \varphi_2 x_n + \cdots + \varphi_n x_2 + \varepsilon_{n+2} \\ &\vdots \\ x_N &= \varphi_1 x_{N-1} + \varphi_2 x_{N-2} + \cdots + \varphi_n x_{N-n} + \varepsilon_N \end{aligned} \quad (3-22)$$

$$\text{设有: } y = [x_{n+1}, x_{n+2}, \dots, x_N]^T$$

$$\varphi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n]^T$$

$$\varepsilon = [\varepsilon_{n+1}, \varepsilon_{n+2}, \dots, \varepsilon_N]^T$$

$$x = \begin{bmatrix} x_n & x_{n-1} & \cdots & x_1 \\ x_{n+1} & x_n & \cdots & x_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N-1} & x_{N-2} & \cdots & x_{N-n} \end{bmatrix}$$

则可用矩阵的形式表示为:

$$y = x\varphi + \varepsilon \quad (3-23)$$

若求其自协相关系数 R_k , 则在式(3-23)两边均乘以 x^T , 再进行变换后, φ 矩阵参数的最小二乘估计为:

$$\hat{\varphi} = (x^T x)^{-1} x^T y \quad (3-24)$$

2) AR(n) 模型的预报误差和定阶

$$\text{设 AR}(n) \text{ 模型为: } x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \cdots + \varphi_n x_{t-n} + \varepsilon_t \quad (3-25)$$

假设已知的观察值为 x_{t-1}, x_{t-2}, \dots , 由正交投影可知用真实模型 x_t 所做的一步线性预报 $\hat{x}_{t-1}^{'}(1)$ 应是:

$$\hat{x}_{t-1}^{'}(1) = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \cdots + \varphi_n x_{t-n} \quad (3-26)$$

相应的一步预报误差为: $\tilde{x}_t = x_t - \hat{x}_{t-1}^{'}(1) = \hat{\varepsilon}_t$

如果模型参数矩阵 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ 用估计值 $\hat{\varphi}_1, \hat{\varphi}_2, \dots, \hat{\varphi}_n$ 代替, 那么实际一步预报值记为: $\hat{x}_{t-1}(1) = \hat{\varphi}_1 x_{t-1} + \hat{\varphi}_2 x_{t-2} + \cdots + \hat{\varphi}_n x_{t-n}$,

实际一步预报误差 \tilde{x}_t 应为:

$$\tilde{x}_t = x_t - \hat{x}_{t-1}(1) = \sum_{j=1}^n (\varphi_j - \hat{\varphi}_j) x_{t-j} + \varepsilon_t$$

$$\text{一步预报的方差为: } E[(x_t - \hat{x}_{t-1}(1))^2] \approx (1+n/N)\delta_\varepsilon^2 \quad (3-27)$$

其中 δ_ε^2 表示以 $\hat{\varphi}_i$ ($i=1, 2, \dots, n$) 为参数的拟合模型残差的方差, 当 N 充分大时有 $E(\delta_\varepsilon^2) \approx (1-n/N)\delta_\varepsilon^2$, 即当 N 充分大时, $(1-n/N)\delta_\varepsilon^2$ 是 δ_ε^2 的无偏估计。在式(3-27)中用无偏估计代替 δ_ε^2 , 便得到:

$$E[x_t - \hat{x}_{t-1}(1)]^2 \approx (1+n/N)(1-n/N)^{-1}\delta_\varepsilon^2 \quad (3-28)$$

对于以 $\hat{\varphi}_i$ ($i=1, 2, \dots, n$) 为参数的 AR(n) 模型有:

$$\delta_\varepsilon^2 = R(0) - \sum_{j=1}^n \hat{\varphi}_j R(j) \quad (3-29)$$

其中 $R(0), R(1), \dots, R(n)$ 是序列的样本协方差函数在不同迟后时的值。

综上, 以 $\hat{\varphi}_i$ ($i=1, 2, \dots, n$) 为参数的一维 AR 模型的最终预报误差定

$$\text{义为}^{[35]}: FPE(n) = \left(1 + \frac{n}{N}\right) \left(1 - \frac{n}{N}\right)^{-1} \left(R(0) - \sum_{j=1}^n \hat{\varphi}_j R(j)\right) \quad (3-30)$$

对于不同 n , 可应用最终预报误差准则(Final Prediction Error), 即以模型的一步预报误差方差来判定模型阶数。分别对观察序列从低阶到高阶建立 AR 模型, 并计算出相应的 FPE 值。对于不同的阶数 n 得到不同的 FPE 值, 其最小值所对应的阶数即为 AR 模型阶数。

3.3.2 多维 AR 模型的建立

1) 多维 AR 模型的参数估计

一维 AR 过程可以推广到多维过程, 这主要就是把单变量模型中的标量参数用矩阵参数代替, 因此它们是属于矩阵差分方程模型^[36]。

P 维 AR(n) 模型可写成^[37, 38]:

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \cdots + \varphi_n X_{t-n} + \varepsilon_t \quad (3-31)$$

其中 $X_t = [x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt}]^T$ 为 p 维零均值平稳随机序列, $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ 都是 $p \times p$ 矩阵。 $\varepsilon_t = [\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \dots, \varepsilon_{pt}]^T$ 是 p 维变量的白噪声序列, 满足:

$$E[\varepsilon_t] = 0$$

$$E[\varepsilon_t \varepsilon_s^T] = \begin{cases} Q & t = s \\ 0 & t \neq s \end{cases} \quad (3-32)$$

式中 Q 是 $p \times p$ 阶正定阵, ε_t 的各分量都是单变量的白噪声过程, 在不同时刻它们彼此无关; 但在同一时刻, 却可能是相关的。

式(3-31)两边乘以 X_{t-r}^T 并求数学期望, 得

$$R(r) = \sum_{j=1}^n \varphi_j R(r-j) \quad r = 1, 2, \dots \quad (3-33)$$

$$R(0) = \sum_{i,j=1}^n \varphi_j R(i-j) \varphi_i^T + Q \quad (3-34)$$

其中 $R(r)$, $r = 1, 2, \dots, n$ 都是 $p \times p$ 矩阵。利用 $R(-r) = R(r)^T$ 可得下面矩阵线性方程组

$$\begin{bmatrix} R(1)^T \\ R(2)^T \\ \vdots \\ R(n)^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(0) & R(1) & \cdots & R(n-1) \\ R(1)^T & R(0) & \cdots & R(n-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R(n-1)^T & R(n-2)^T & \cdots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_1^T \\ \varphi_2^T \\ \vdots \\ \varphi_n^T \end{bmatrix} \quad (3-35)$$

在线性方程组(3-34)中, 当数据长度 N 充分大时可取

$$\hat{R}(r) = \frac{1}{N} \sum_{t=r+1}^N X_t X_{t-r}^T \quad (3-36)$$

作为 $R(r)$ 的估计值。由于 $\hat{R}(r)$, $r = 0, 1, 2, \dots, n$ 是正定阵, 故在式(3-35)中用 $\hat{R}(r)$ 代替 $R(r)$, 它右边的系数矩阵为可逆, 令

$$\hat{\Gamma}_n = \begin{bmatrix} \hat{R}(0) & \hat{R}(1) & \cdots & \hat{R}(n-1) \\ \hat{R}(1)^T & \hat{R}(0) & \cdots & \hat{R}(n-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hat{R}(n-1)^T & \hat{R}(n-2)^T & \cdots & \hat{R}(0) \end{bmatrix}$$

$$\hat{\eta}_n = \begin{bmatrix} \hat{R}(1)^T \\ \hat{R}(2)^T \\ \vdots \\ \hat{R}(n)^T \end{bmatrix} \quad \hat{\Phi}_n = \begin{bmatrix} \hat{\varphi}_1^T \\ \hat{\varphi}_2^T \\ \vdots \\ \hat{\varphi}_n^T \end{bmatrix}$$

方程组(3-35)可表示成矩阵形式: $\hat{\Gamma}_n \hat{\Phi}_n = \hat{\eta}_n$ (3-37)

多维AR(n)模型参数矩阵的估计值为: $\hat{\Phi}_n = \hat{\Gamma}_n^{-1} \hat{\eta}_n$

白噪声方差的估计是

$$\hat{Q} = \hat{R}(0) - \sum_{i,j=1}^n \hat{\varphi}_j \hat{R}(i-j) \hat{\varphi}_i^T = \hat{R}(0) - \hat{\Phi}^T \hat{\Gamma}_n \hat{\Phi} \quad (3-38)$$

多维AR模型参数的直接求解形式为式(3-37)的线性方程组, 矩阵 $\hat{\Gamma}_n$ 是 $(p \times p) \times (p \times n)$ 维的, 因此计算量很大, 尤其当自回归阶数 n 较大时, 该算法几乎难以实现。特别是模型阶数 n 一般并非已知, 而要从1开始逐步增大到某一适当的阶数。对每一步 n , 都要求出相应的系数矩阵和噪声方差阵, 然后根据某种准则确定最佳模型阶数。因此直接求解法的运算量及占用内存都随 n 增大, 实际中采用下述递推算法。

为了表明自回归模型参数矩阵 $\varphi_j (j=1, 2, \dots, n)$ 随模型阶数而变, 式(3-31)写成: $X_t - \varphi_{n1} X_{t-1} - \varphi_{n2} X_{t-2} - \cdots - \varphi_{nn} X_{t-n} = \varepsilon_t$ (3-39)

式(3-35)的解记为: $\hat{\Phi}_{nn} = [\hat{\varphi}_{n1}, \hat{\varphi}_{n2}, \dots, \hat{\varphi}_{nn}]^T$

则线性方程组(3-37)为: $\hat{\Gamma}_n \hat{\Phi}_{nn} = \hat{\eta}_n$ (3-40)

为了实现递推运算, 需引用上式(3-40)的对偶方程

$$\hat{\Gamma}_n \hat{\Psi}_{nn} = \hat{\xi}_n \quad (3-41)$$

$$\text{其中 } \hat{\xi}_n = \begin{bmatrix} \hat{R}(n) \\ \hat{R}(n-1) \\ \vdots \\ \hat{R}(1) \end{bmatrix} \quad \hat{\Psi}_{nn} = [\psi_{n,n-1}, \psi_{n,n-2}, \dots, \psi_{n1}]^T$$

多维AR模型参数矩阵有如下递推公式:

$$\hat{\varphi}_{n+1,n+1} = [\hat{R}(n+1) - \sum_{j=1}^n \varphi_{nj} \hat{R}(n+1-j)] [\hat{R}(0) - \sum_{j=1}^n \psi_{nj} \hat{R}(j)]^{-1}$$

$$\hat{\psi}_{n+1,n+1} = [\hat{R}(n+1) - \sum_{j=1}^n \varphi_{nj} \hat{R}(n+1-j)]^T [\hat{R}(0) - \sum_{j=1}^n \hat{\varphi}_{nj} \hat{R}(j)^T]^{-1} \quad (3-42)$$

$$\hat{\varphi}_{n+1,j} = \hat{\varphi}_{nj} - \hat{\varphi}_{n+1,n+1} \hat{\psi}_{n,n+1-j} \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$\hat{\psi}_{n+1,j} = \hat{\psi}_{nj} - \hat{\psi}_{n+1,n+1} \hat{\varphi}_{n,n+1-j}$$

$$\text{初值取为 } \hat{\varphi}_{11} = \hat{R}(1) \hat{R}(0)^{-1}, \quad \hat{\psi}_{11} = \hat{R}(1)^T \hat{R}(0)^{-1} \quad (3-43)$$

模型白噪声方差阵递推公式为：

$$\begin{aligned} \hat{Q}_{n+1} &= [I_p - \hat{\varphi}_{n+1,n+1} \hat{\psi}_{n+1,n+1}] \hat{Q}_n \\ \hat{Q}_0 &= \hat{R}(0) \end{aligned} \quad (3-44)$$

其中 I_p 是 p 维单位阵。

2) 多维 AR 模型的预报误差及模型定阶

$$\text{设 } p \text{ 维 AR}(n) \text{ 模型为 } X_t = \varphi_{n1} X_{t-1} + \varphi_{n2} X_{t-2} + \dots + \varphi_{nn} X_{t-n} + \varepsilon_t \quad (3-45)$$

假设已知的观察值为 X_{t-1}, X_{t-2}, \dots , 由正交投影可知用真实模型 X_t 所做的一步线性预报 $\hat{X}'_{t-1}(1)$ 应是：

$$\hat{X}'_{t-1}(1) = \varphi_{n1} X_{t-1} + \varphi_{n2} X_{t-2} + \dots + \varphi_{nn} X_{t-n} \quad (3-46)$$

相应的一步预报误差为： $\tilde{X}'_t = X_t - \hat{X}'_{t-1}(1) = \tilde{\varepsilon}_t$

一步预报误差方差阵为： $E[\tilde{X}'_t (\tilde{X}')^T] = E[\tilde{\varepsilon}_t \tilde{\varepsilon}_t^T] = Q_n$

如果模型参数矩阵 $\varphi_{n1}, \varphi_{n2}, \dots, \varphi_{nn}$ 用估计值 $\hat{\varphi}_{n1}, \hat{\varphi}_{n2}, \dots, \hat{\varphi}_{nn}$ 代替，那么实际一步预报值记为：

$$\hat{X}_{t-1}(1) = \hat{\varphi}_{n1} X_{t-1} + \hat{\varphi}_{n2} X_{t-2} + \dots + \hat{\varphi}_{nn} X_{t-n} \quad (3-47)$$

实际一步预报误差 \tilde{X}_t 应为：

$$\tilde{X}_t = X_t - \hat{X}_{t-1}(1) = \sum_{j=1}^n (\varphi_{nj} - \hat{\varphi}_{nj}) X_{t-j} + \varepsilon_t$$

实际一步预报误差的方差阵为： $D_n = E[\tilde{X}_t \tilde{X}_t^T]$

可以证明，一步预报误差与白噪声方差有如下近似关系

$$D_n \approx (1 + \frac{pn}{N}) Q_n \quad (3-48)$$

由式(3-48)可看出，实际模型的一步预报误差比真实模型增大了，这是由于式(3-48)中包含了用 $\hat{\varphi}_{ln}$ 代替 φ_{ln} ($l = 1, 2, \dots, n$) 的误差。

用 $\hat{Q}_n = \hat{R}(0) - \hat{\Phi}_{nn}^T \hat{\Gamma} \hat{\Phi}_{nn}$ 代替 Q_n ，可以证明

$$E[\hat{Q}_n] \approx (1 - \frac{pn}{N}) Q_n \quad (3-49)$$

由式(3-49)可知 \hat{Q}_n 是 Q_n 的渐进有偏估计量，为了克服估计的偏倚

$$\text{性, 取 } \hat{Q}_n = (1 - \frac{pn}{N})^{-1} (\hat{R}(0) - \hat{\Phi}_{nn}^T \hat{\Gamma} \Phi_{nn}) \quad (3-50)$$

作为 Q_n 的估计量, 那么式(3-50)定义的 \hat{Q}_n 就是 Q_n 的无偏估计了。其中

$$\hat{\Phi}_{nn}^T \hat{\Gamma} \Phi_{nn} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i-j)^T \hat{\varphi}_{nj}^T = \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \left(\sum_{j=1}^n \hat{R}(i-j)^T \hat{\varphi}_{nj}^T \right)$$

$$\text{由于 } \hat{\varphi}_{nj} (j = 1, 2, \dots, n) \text{ 满足方程 } \hat{R}(i) = \sum_{j=1}^n \hat{\varphi}_{nj} \hat{R}(i-j) \quad i = 1, 2, \dots, n$$

故有 $\hat{\Phi}_{nn}^T \hat{\Gamma} \Phi_{nn} = \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T$, 将此式代入式(3-50), 并用 \hat{D}_n 表示用实际估计模型进行预报的一步预报误差, 便有

$$\hat{D}_n = (1 + \frac{pn}{N})(1 - \frac{pn}{N})^{-1} (\hat{R}(0) - \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T) \quad (3-51)$$

与一维 AR 模型定阶方法相似, 对多维 AR 模型, 也可采用 FPE 准则, 即以模型的一步预报误差方差来判定模型阶数。最终预报误差函数为^[36]:

$$FPE_n(X_t) = |\hat{D}_n| = (1 + \frac{pn}{N})^p (1 - \frac{pn}{N})^{-p} \cdot \left| \hat{R}(0) - \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T \right| \quad (3-52)$$

3.3.3 简化的多维 AR 模型的建立

一维的 AR 模型建模比较简单, 但只考虑了监测量自身的即时值和以往值进行建模, 没有涉及周围环境及其它因素的影响关系; 多维的 AR 模型比较全面地考虑了自身及各种其它因素的影响关系, 但建模过程比较复杂。为了能综合考虑其它因素的影响又能够简化建模过程, 本文提出一种简化的多维时间序列模型。

简化的多维 AR 时间序列模型可由一维 AR 时间序列模型和多维 AR 时间序列模型综合推出, 它又可看作是回归模型与自回归模型相混和的一种模型方式。

1) 简化的多维模型的参数估计

简化的 P 维 AR(n) 模型可写成:

$$x_{it} = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_n X_{t-n} + \varepsilon_{it} \quad (3-53)$$

其中 x_{it} 为 t 时刻监测量值, $X_{t-m} = [x_{1,t-m}, x_{2,t-m}, \dots, x_{p,t-m}]^T$ ($m = 1, 2, \dots, n$) 为 p 维零均值平稳随机序列, $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ 都是 $1 \times p$ 矩阵。 ε_{it} 变量为白噪声。

设现有一时间序列 $\{X_t\}$, 它共有 N 个数据, 若对应的 p 维简化多维模型为 AR(n), 将序列代入式(3-53)中, 可得到一组线性方程

$$\begin{aligned}
 x_{1,n+1} &= \varphi_1 X_n + \varphi_2 X_{n-1} + \cdots + \varphi_n X_1 + \varepsilon_{1,n+1} \\
 x_{1,n+2} &= \varphi_1 X_{n+1} + \varphi_2 X_n + \cdots + \varphi_n X_2 + \varepsilon_{n+2} \\
 &\quad \dots \\
 x_{1,N} &= \varphi_1 X_{N-1} + \varphi_2 X_{N-2} + \cdots + \varphi_n X_{N-n} + \varepsilon_N
 \end{aligned} \tag{3-54}$$

式中 $\varphi_m = [\varphi_{m1}, \varphi_{m2}, \dots, \varphi_{mp}] \quad (m = 1, 2, \dots, n)$

设有: $y = [x_{1,n+1}, x_{1,n+2}, \dots, x_{1,N}]^T$
 $\varepsilon = [\varepsilon_{1,n+1}, \varepsilon_{2,n+2}, \dots, \varepsilon_N]^T$
 $\varphi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n]^T = [\varphi_{11}, \varphi_{12}, \dots, \varphi_{1p}, \varphi_{21}, \varphi_{22}, \dots, \varphi_{2p}, \dots, \varphi_{n1}, \varphi_{n2}, \dots, \varphi_{np}]^T$
 $x = \begin{bmatrix} x_{1n} & x_{1,n-1} & \cdots & x_{11} & & x_{2n} & x_{2,n-1} & \cdots & x_{21} & \cdots & x_{pn} & x_{p,n-1} & \cdots & x_{p1} \\ x_{1,n+1} & x_{1,n} & \cdots & x_{12} & & x_{2,n+1} & x_{2,n} & \cdots & x_{22} & \cdots & x_{p,n+1} & x_{p,n} & \cdots & x_{p2} \\ \vdots & & & & & \vdots & & & & & & & & \vdots \\ x_{1,N-1} & x_{1,N-2} & \cdots & x_{1,N-n} & & x_{2,N-1} & x_{2,N-2} & \cdots & x_{2,N-n} & \cdots & x_{p,N-1} & x_{p,N-2} & \cdots & x_{p,N-n} \end{bmatrix}$

则用矩阵的形式表示为: $y = x\varphi + \varepsilon \tag{3-55}$

在式(3-55)两边均乘以 x^T , 再进行变换后, φ 矩阵参数的最小二乘估计为:

$$\hat{\varphi} = (x^T x)^{-1} x^T y \tag{3-56}$$

2) 简化的多维 AR(n) 模型的预报误差及模型定阶

$$\text{设 AR}(n) \text{ 模型为: } x_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \cdots + \varphi_n X_{t-n} + \varepsilon_t \tag{3-57}$$

假设已知的观察值为 X_{t-1}, X_{t-2}, \dots , 由正交投影可知用真实模型 x_t 所做的一步线性预报 $\hat{x}_{t-1}^*(1)$ 应是:

$$\hat{x}_{t-1}^*(1) = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \cdots + \varphi_n X_{t-n} \tag{3-58}$$

相应的一步预报误差为: $\tilde{x}_t = x_t - \hat{x}_{t-1}^*(1) = \hat{\varepsilon}_t$

如果模型参数矩阵 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ 用估计值 $\hat{\varphi}_1, \hat{\varphi}_2, \dots, \hat{\varphi}_n$ 代替, 那么实际一步预报值记为:

$$\hat{x}_{t-1}(1) = \hat{\varphi}_1 X_{t-1} + \hat{\varphi}_2 X_{t-2} + \cdots + \hat{\varphi}_n X_{t-n} \tag{3-59}$$

实际一步预报误差 \tilde{x}_t 应为:

$$\tilde{x}_t = x_t - \hat{x}_{t-1}(1) = \sum_{j=1}^n (\varphi_j - \hat{\varphi}_j) X_{t-j} + \varepsilon_t$$

一步预报的方差为: $E(x_t - \hat{x}_{t-1}(1))^2 \approx (1 + n/N) \delta_\varepsilon^2 \tag{3-60}$

其中 δ_ε^2 表示以 $\hat{\varphi}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为参数的拟合模型残差的方差。

类似地, 对于简化的多维模型也可用 FPE 准则进行定阶。FPE 准则

$$\text{函数为: } FPE(n) = \left(1 + \frac{pn}{N}\right) \left(1 - \frac{pn}{N}\right)^{-1} \delta_e^2 \quad (3-61)$$

3.4 时间序列分析的建模步骤

时间序列分析建模的一般步骤如图 3-1 所示。首先对采集到的数据进行预处理，第 2 章已对其进行了具体叙述。然后对数据的平稳性、零均值等进行检验，如第 3.2 节所述；对样本计算残差序列并从 $n=2$ 开始拟合 AR(n) 模型，并估算模型参数，应用 FPE 准则进行模型定阶。定阶结果即为建模的最终结果。最后可通过实例对序列进行预测，如第 3.3 节所述。

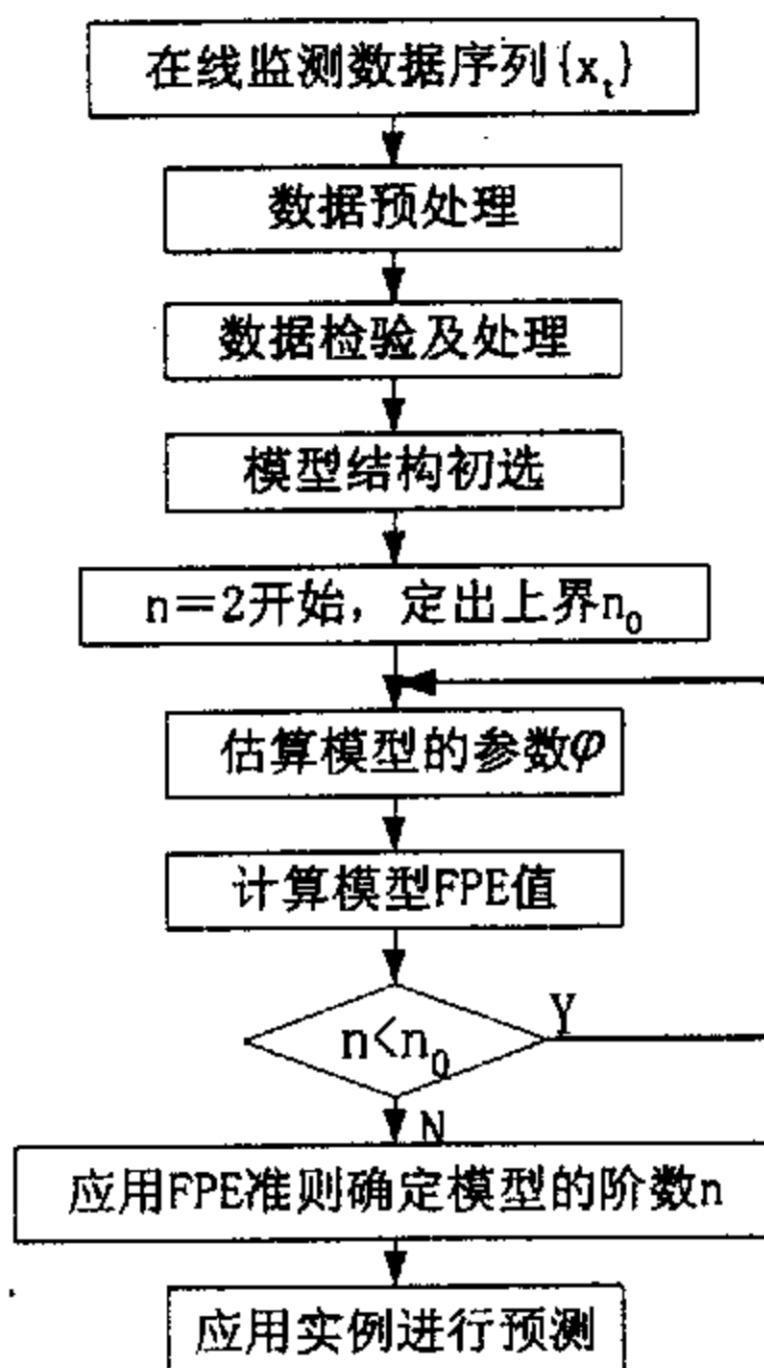


图 3-1 时序建模流程图

3.5 应用实例

本文以某变电站 110kV 电容型 CT 的 A 相在线监测数据为例，分别以 CT 的泄漏电流（本文以后都简称为电流）为对象建立一维 AR 模型和以电流、环境温度（本文以后都简称为温度）为对象建立多维 AR 模型和简化的多维 AR 模型，数据采样间隔为 0.5h。分析过程如下：

1) 在观测值中取 340 个样本进行处理，前 300 个样本为建模样本，后 40 个为预测检验样本。首先对样本以防脉冲干扰的滑动平均算法进行数据预处理；然后对预处理后的数据进行零化处理和正规化处理，

其具体方法为：一阶差分处理。处理前、处理后的数据样本如图 3-2 所示。

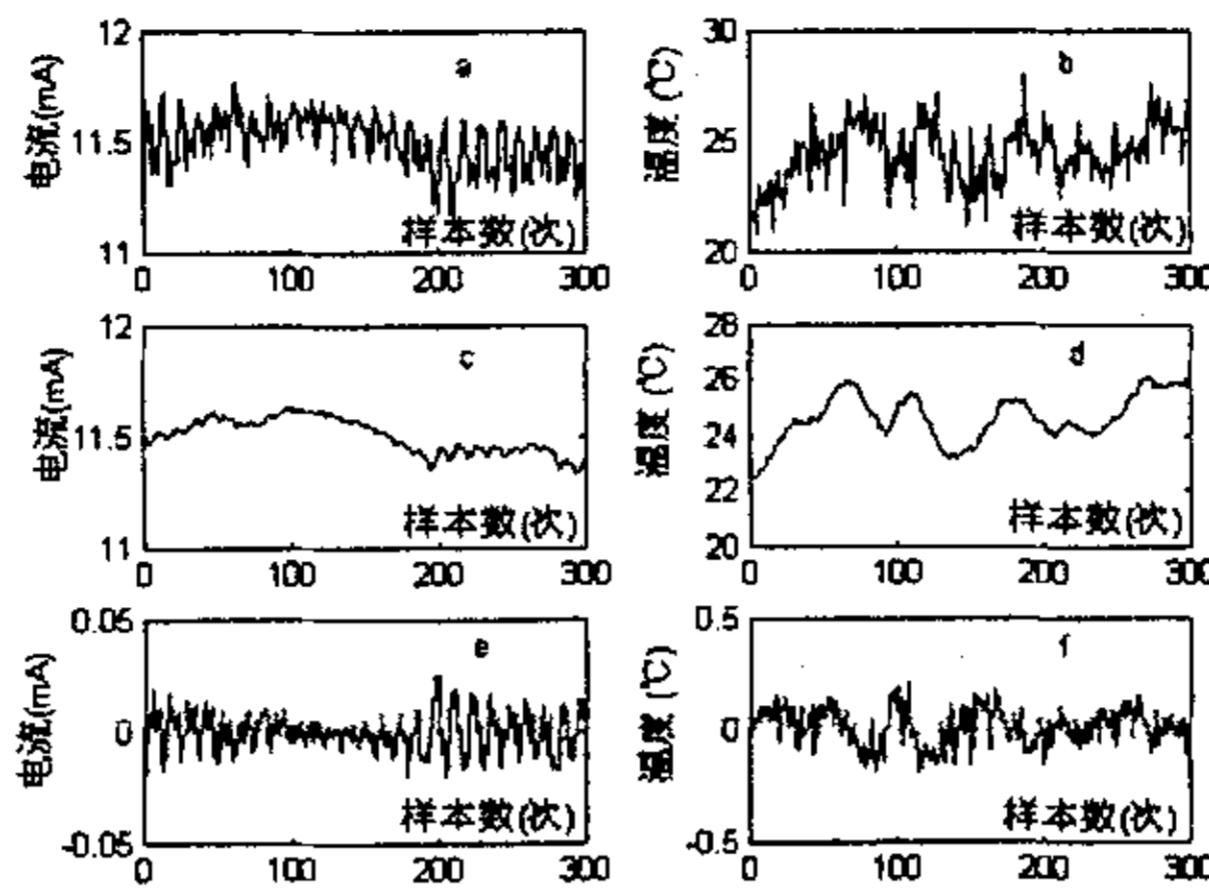


图 3-2 CT 泄漏电流和温度处理前后比较

(a) (b) 样本原始数据 (c) (d) 预处理后数据 (e) (f) 一阶差分后数据

可以证明，预处理数据经一阶差分处理后，基本上能满足平稳、正态、零均值的要求，可以应用时间序列分析对其进行建模。

2) 从 $n=2$ 开始，以经验准则^[10]确定 n 的取值范围，此处取 $n_0=N/\ln N$ 。对于上述不同的 n ，依次建立模型 $AR(1), AR(2), \dots$ ，并对模型参数 ϕ 进行估计。

3) 在 2) 的基础上计算各模型的 FPE 值，定出模型的最佳阶数。

4) 用 3) 定出的最佳模型进行数据预测，并用预处理后的检验样本进行检验。

以电流为对象的一维 AR 模型的建模过程如表 3-1 所示。

表 3-1 一维 AR 模型定阶

n	FPE 值($\times 10^{-5}$)	n	FPE 值($\times 10^{-5}$)
1	4.226	11	2.320
2	3.700	12	2.177
3	3.674	13	2.151
4	3.604	14	2.152
5	3.575	15	2.172
6	3.491	16	2.186
7	3.304	17	2.190
8	3.066	18	2.192
9	3.005	19	2.213
10	2.633	20	2.254

由表 3-1 可看出，一维 AR 建模时， $\min FPE = 2.151E-05$ ，使得 FPE 值最小的模型阶数为 13，即最适合的模型为 $AR(13)$ 。

一维 AR(13) 模型的建模参数如表 3-2 所示。

表 3-2 一维模型建模参数

φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ_5	φ_6	φ_7
0.6185	-0.0785	0.0403	-0.1827	0.0930	-0.0694	0.0659
φ_8	φ_9	φ_{10}	φ_{11}	φ_{12}	φ_{13}	
-0.1770	-0.0296	0.0111	0.1576	0.2967	-0.1125	

为了验证算法的准确性，应用数据模型对检验样本进行预测，样本数据、预测数据及两者间误差进行了比较，其结果如图 3-3 所示。

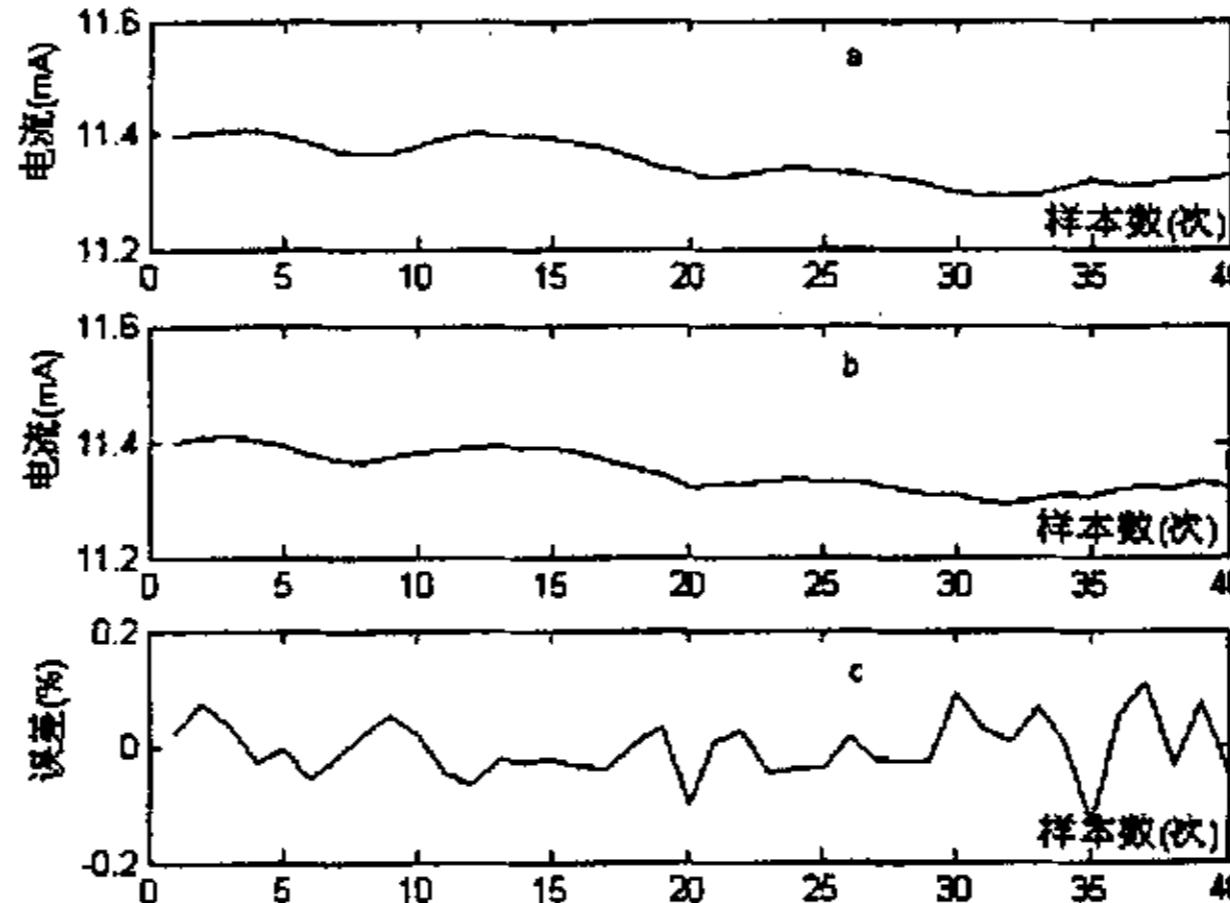


图 3-3 一维模型的预测及误差

(a) 样本值 (b) 一维模型预测值 (c) 预测值与样本值间的误差

由图 3-3 可看出，一维 AR(13) 建模后，预测值与样本值间的误差范围在 $[-0.2\%, 0.2\%]$ 之内，说明该模型预测是有效的。

以电流和温度为建模对象，建立二维 AR 模型，建模过程如表 3-3 所示。

表 3-3 二维 AR 模型定阶

n	FPE 值($\times 10^6$)	n	FPE 值($\times 10^6$)
1	2.957	11	2.066
2	2.153	12	1.938
3	2.144	13	1.894
4	2.142	14	1.940
5	2.139	15	1.972
6	2.127	16	2.022
7	2.114	17	2.067
8	2.104	18	2.117
9	2.087	19	2.170
10	2.075	20	2.174

由表 3-3 可看出, 二维 AR 建模时, $\text{minFPE}=1.894\text{E}-06$, 使得 FPE 值最小的模型阶数为 13, 即最适合的模型为 AR(13)。

二维 AR(13) 模型的建模参数如表 3-4 所示。

表 3-4 二维模型建模参数

		第 1 列	第 2 列			第 1 列	第 2 列
φ_1	第 1 行	1.3230	0.0082	φ_2	第 1 行	-0.2157	-0.0092
	第 2 行	0.5535	1.1071		第 2 行	-0.8450	-0.0469
φ_3	第 1 行	-0.1077	-0.0039	φ_4	第 1 行	-0.1313	-0.0013
	第 2 行	-0.3585	-0.0337		第 2 行	0.6125	-0.0152
φ_5	第 1 行	0.1386	0.0058	φ_6	第 1 行	0.0296	0.0051
	第 2 行	-0.0168	0.0022		第 2 行	0.3154	-0.0054
φ_7	第 1 行	-0.1329	-0.0085	φ_8	第 1 行	-0.0208	0.0014
	第 2 行	1.4448	0.0260		第 2 行	-1.8660	-0.0687
φ_9	第 1 行	0.0043	-0.0046	φ_{10}	第 1 行	0.1526	0.0073
	第 2 行	-0.4117	0.0050		第 2 行	-0.2334	0.0144
φ_{11}	第 1 行	0.1233	0.0049	φ_{12}	第 1 行	0.0031	-0.0020
	第 2 行	1.4355	0.0287		第 2 行	0.5733	0.0244
φ_{13}	第 1 行	-0.1862	-0.0032				
	第 2 行	-1.2640	-0.0779				

为了验证算法的准确性, 应用二维 AR 模型对电流的检验样本进行预测, 样本数据、预测数据及两者间误差进行了比较, 其结果如图 3-4 所示。

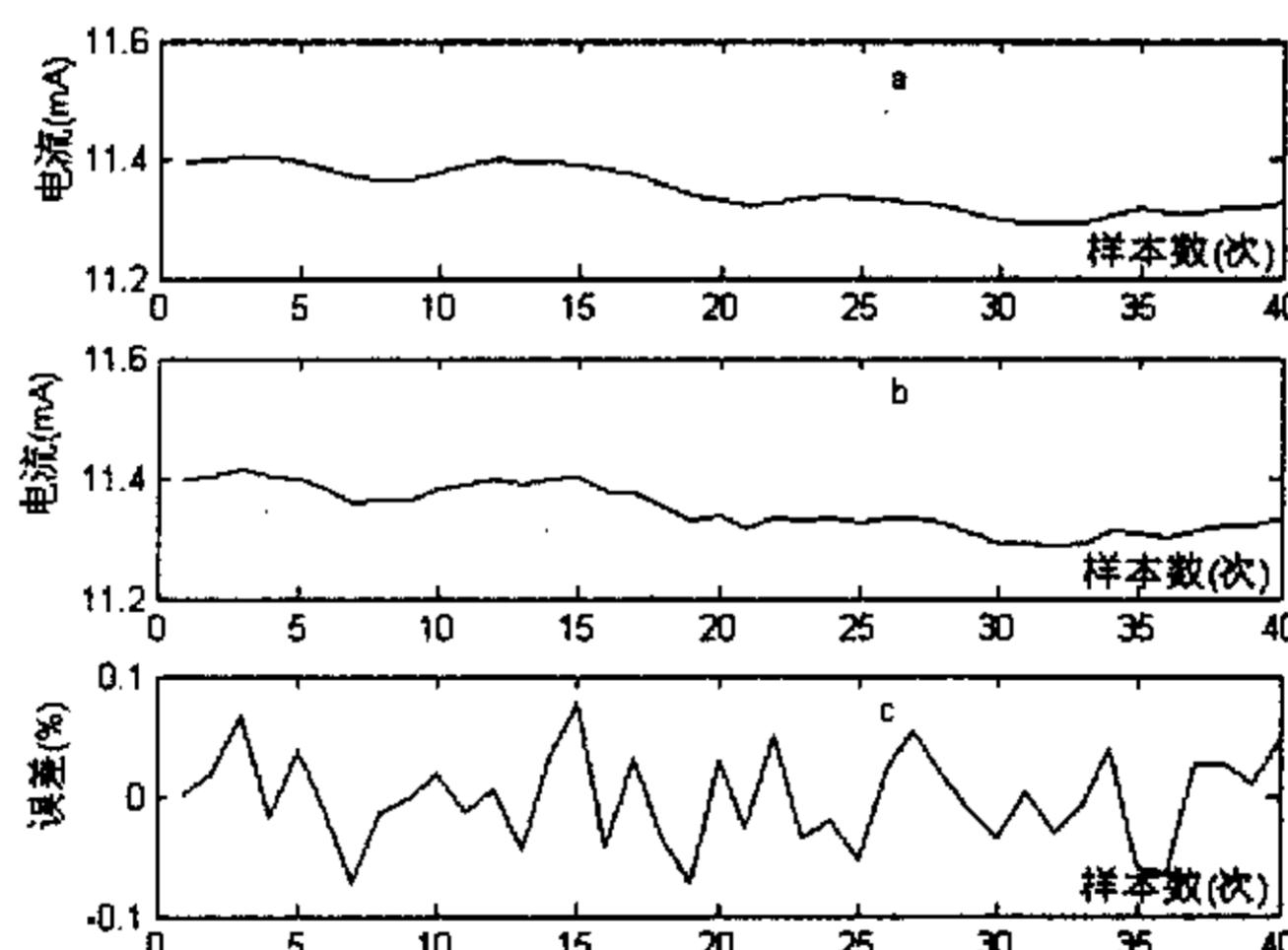


图 3-4 二维模型的预测及误差
(a) 样本值 (b) 二维模型预测值 (c) 预测值与样本值间的误差

由图 3-4 可看出，二维 AR 建模后，预测值与样本值间的误差范围在 $[-0.1\%, 0.1\%]$ 之内，说明该模型预测是有效的。

以电流和温度为建模对象，建立简化的二维 AR 模型，建模过程如表 3-5 所示。

表 3-5 简化二维 AR 模型定阶

n	FPE 值($\times 10^{-5}$)	n	FPE 值($\times 10^{-5}$)
1	4.217	11	2.014
2	3.516	12	1.940
3	3.267	13	1.933
4	3.119	14	1.944
5	3.307	15	1.966
6	2.933	16	1.987
7	2.692	17	2.002
8	2.611	18	2.025
9	2.575	19	2.058
10	2.341	20	2.097

由表 3-5 可看出，简化的二维 AR 建模时， $\min FPE = 1.933E-05$ ，使得 FPE 值最小的模型阶数为 13，即最适合的模型为 AR(13)。

简化的二维 AR(13) 建模模型参数如表 3-6 所示。

表 3-6 简化的二维模型建模参数表

	第 1 列	第 2 列		第 1 列	第 2 列
φ_1	0.5069	0.0058	φ_2	0.0347	-0.0104
φ_3	0.0656	0.0023	φ_4	-0.0965	-0.0051
φ_5	-0.0566	0.0159	φ_6	-0.0620	0.0077
φ_7	0.1319	-0.0165	φ_8	-0.1716	-0.0017
φ_9	-0.0124	-0.0136	φ_{10}	0.0541	-0.0067
φ_{11}	0.2094	0.0233	φ_{12}	0.2442	-0.0144
φ_{13}	-0.0777	0.0104			

为了验证算法的准确性，应用简化的二维 AR 模型对电流检验样本进行预测，样本数据、预测数据及两者间误差进行了比较，其结果如图 3-5 所示。

由图 3-5 可看出，二维 AR 建模后，预测值与样本值间的误差范围在 $[-0.1\%, 0.1\%]$ 之内，说明该模型预测是有效的。

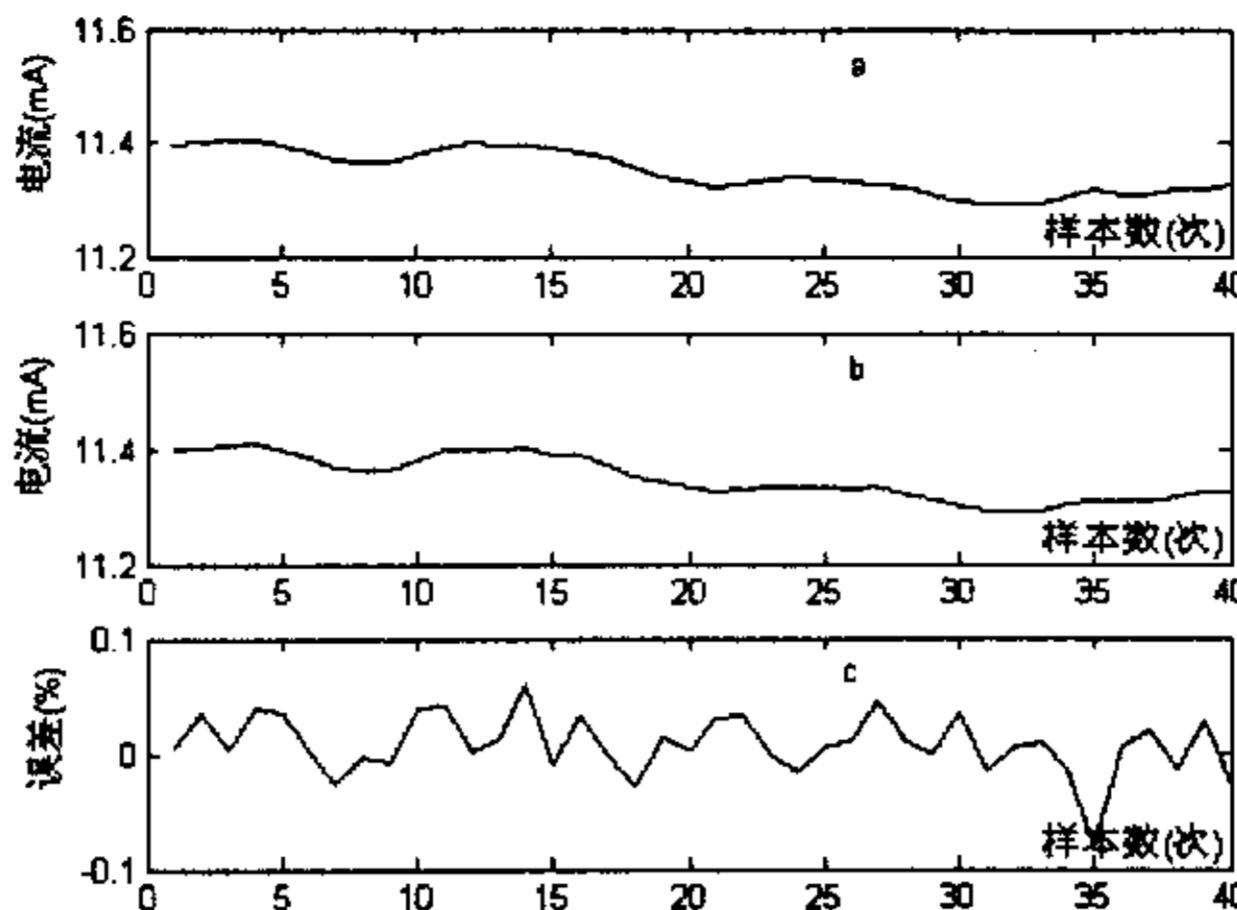


图 3-5 简化的二维模型的预测及误差

(a) 样本值 (b) 简化的二维模型预测值 (c) 预测值与样本值间的误差
一维、二维和简化的二维建模情况下预测误差的数据比较如表 3-7 所示。

表 3-7 三种模型的误差数据比较

模型	最大相对误差(%)	误差的标准差
一维 AR 模型	0.1404	0.0516
二维 AR 模型	0.0782	0.0389
简化的二维 AR 模型	0.0817	0.0264

由表 3-7 可知，二维和简化的二维模型的预测效果稍好，比一维模型预测精度有一定提高；对于二维模型和简化的二维模型预测效果基本一致。

在实际预测中考虑到建模的简便性要求，一维模型即可达到要求，如需进一步提高预测精度可考虑建立简化的多维模型进行预测。多维模型建立过程复杂，预测精度比简化的多维模型并没有明显的提高，实际预测中可较少考虑。

由上可见，通过时间序列模型的建立可以对变电设备的绝缘状况有很好的预测。当设备存在故障及故障隐患时，反映出的征兆是输出信号的变化，其表现形式通常是循序渐进的过程。因此，通过对设备状态的预测来及时发现故障征兆。故障诊断可以采用设定监测量的绝对值和同母线下同类设备的相关数据的比较作为特征量，当任一指标超过阈值时，即可认为监测量超标，设备存在故障。

实测的数据往往受各种干扰的影响，数值波动较大，甚至会出现野点，如果以此为依据进行诊断常常会出现故障误报。预处理后的数据可以很好地剔除野点，实现数据平滑，反映监测量趋势，因此本文

采用预处理后的数据进行预测和诊断。

在线数据和离线数据存在较大的区别，因此不能采用预防性试验规程中的标准值作为判据，目前国内也没有形成一个完整的标准，在此方面还需要实际运行中不断地总结和完善。

为了能够更准确地预报设备状态，可以考虑以下几点：

- 1) 提高硬件系统精度、稳定性和抗干扰性，缩短采样时间间隔，从而使数据能更好地反映设备状态。
- 2) 预处理算法中处理好剔除野点和算法时延的关系。
- 3) 在时间序列分析建模过程中引入实时递推估计法实时修正模型参数，使预测更加准确。
- 4) 选择适当的故障特征量和故障判据标准。
- 5) 采用基于模糊神经网络的专家系统综合各监测量信息进行故障诊断。

3.6 小结

对变电设备的绝缘状况进行预测，能使技术人员根据预测结果合理地安排设备维修，充分发挥设备的工作潜力。本章即采用时间序列分析对在线监测数据进行分析处理，主要内容如下：

1) 对监测数据预测模型的建立进行了研究。由于 ARMA 模型参数较多，而且求解复杂，可将有限阶的 ARMA 模型等价的转化为无限高阶的 AR 模型，因此工程应用中常选用 AR 模型。本文对时间序列一维 AR 模型、多维 AR 模型和简化的多维 AR 模型的建立方法进行了研究，文中以 FPE 准则确定模型阶数，并用最小二乘算法估计模型参数。

2) 以某 110KV 电容型 CT 的 A 相为例，选取了 340 个泄漏电流和环境温度监测值作为样本，其中前 300 个为建模样本，后 40 个为验证样本。分别对电流数据建立一维 AR 模型，对电流和温度建立多维 AR 模型和简化的多维 AR 模型，并分别对电流样本进行了预测。分析表明，三种方法的预测值与检验样本基本一致，且误差很小，预测是准确可靠的。多维模型和简化的多维模型预测效果基本相同，比一维模型预测精度可有一定提高，简化的多维模型较 多维模型建模过程更加简便。一维建模方法简单，预测效果也比较好，对于工程预测比较适用。

4 基于多维时间序列的物理量关系研究

第2章、第3章对数据的预处理方法及几种时间序列模型的建立方法进行了研究，并对实例进行了预测，通过预测值与样本值的比较，对预测效果进行了检验，达到了很好的预测效果。但是，要对设备的状态进行更为准确的了解就必须深入分析各物理量间的相互影响关系和机理。

电气设备所处的环境复杂，监测物理量的影响因素也较多。本文即采用多维时间序列分析对电容型CT各在线监测物理量的相互影响关系进行分析。

4.1 多维时间序列分析物理量关系的数学基础

考虑各物理量间的影响关系，必须建立与各个物理量相关的多维时间序列模型。由第3章可知ARMA模型可由足够高阶的AR模型来代替，并且对一维AR模型、多维AR模型和简化的多维AR模型的建立做了具体分析。此后文中分析的模型都为自回归(AR)模型。

对于 p 维时间序列模型AR(n)

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \cdots + \varphi_n X_{t-n} + \varepsilon_t \quad (4-1)$$

其最终预报误差为^[36]:

$$FPE_n(X_t) = \left(1 + \frac{pn}{N}\right)^p \left(1 - \frac{pn}{N}\right)^{-p} \cdot \left| [\hat{R}(0) - \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T] \right| \quad (4-2)$$

其中 $[\hat{R}(0) - \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T]$ 为 $p \times p$ 维的矩阵。

为了考察 p 维序列 $\{X_t\}$ 中的某些分量，如前 l ($l \leq p$)个分量是否能够描述序列的特征，可进一步引入观察序列部分分量的最终预报误差^[36]:

$$FPE_{p,l,n}(X_t) = \left(1 + \frac{pn}{N}\right)^l \left(1 - \frac{pn}{N}\right)^{-l} \cdot \left| [\hat{R}(0) - \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T]_l \right| \quad (4-3)$$

其中 $[\hat{R}(0) - \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T]_l$ 表示 $p \times p$ 维矩阵 $[\hat{R}(0) - \sum_{i=1}^n \hat{\varphi}_{ni} \hat{R}(i)^T]$ 左上角的 l 维子矩阵。

当 $l = p$ 时，式(4-3)即为式(4-2)。

如果 $\min FPE_{p,l,n}(x_t) \geq \min FPE_{l,l,n}(x_t)$ ，则可认为仅考察前 l 个变量相应的分量就可以了，没有必要考察 p 维序列。也就是说，考察 p 变量序列与考察前 l 个变量序列相比，没有带来明显的效益，第

$l+1, l+2, \dots, p$ 个分量所起作用很小，可以不予考虑。反之，如果 $\min FPE_{p,l,n}(x_i) \leq \min FPE_{l,l,n}(x_i)$ ，则表明必须考虑 p 维序列，哪个分量都不能忽略。

4.2 应用实例

$\tan \delta$ 是表征电容型设备状态的一个关键指标，由于受各种因素的影响，情况较为复杂，本文即主要对 $\tan \delta$ 与其他监测物理量之间的关系进行研究。文中以某变电站 110kV 电容型 CT 的 A 相在线监测数据为例进行分析，监测的物理量有 $\tan \delta$ 、电压、电流、温度、频率，其中电流为 CT 的泄漏电流。各数据的采样间隔 0.5h。

分析建模过程如下：首先选取 300 个样本序列，然后对数据进行差分处理，处理前后的数据如图 4-1 所示，为了使数据能尽可能地保留设备中各监测量的原始信息此处没有对数据进行预处理。

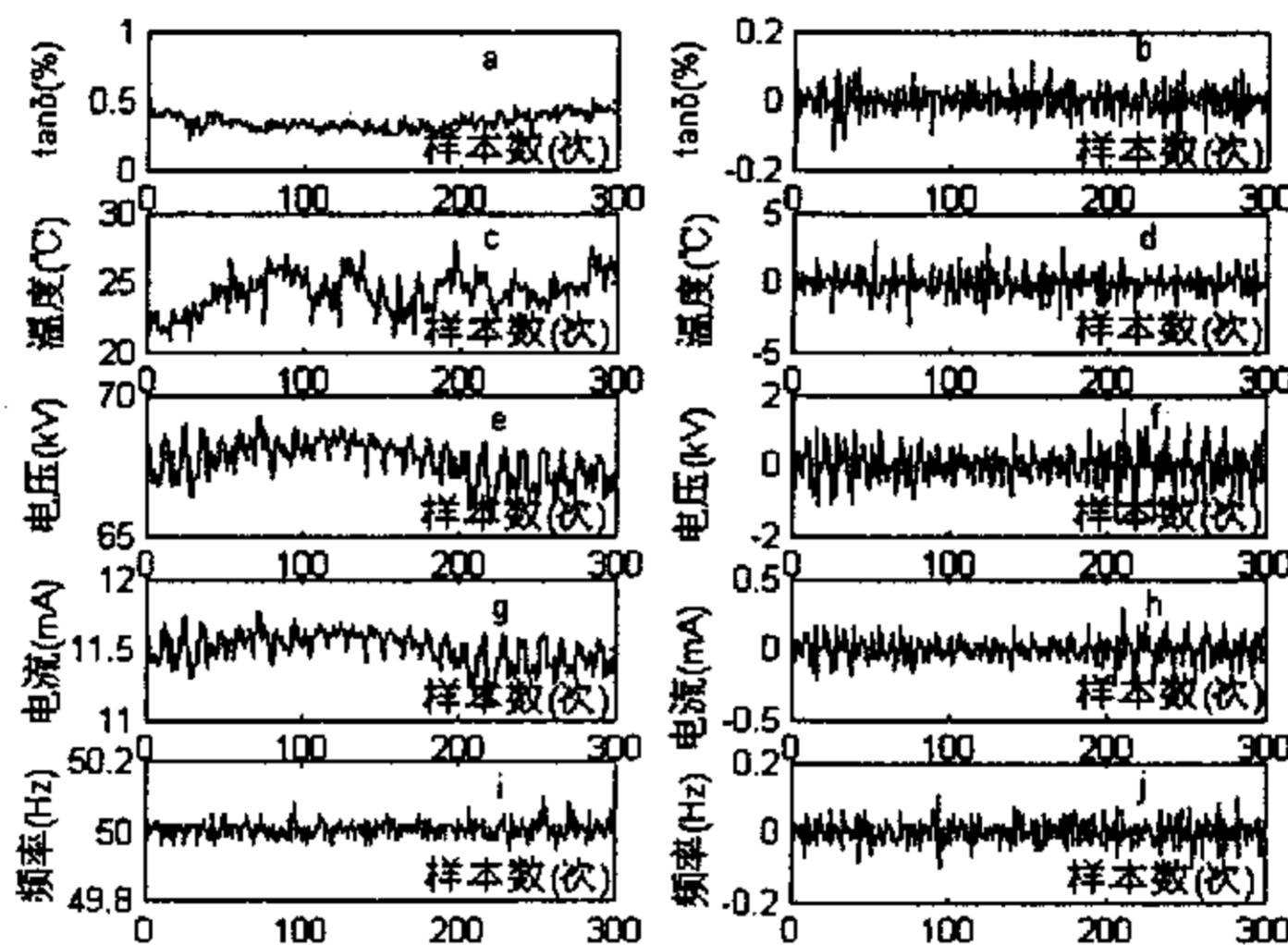


图 4-1 建模物理量处理前后数据图

(a) (c) (e) (g) (i) 原始数据图
(b) (d) (f) (h) (j) 一阶差分处理后数据图

由图 4-1 可看出，原始数据进一阶差分后基本符合平稳、正态、零均值的要求，故可对其建立时间序列模型进行分析。

分别在各种情况下建立多维自回归时间序列模型 AR(n)，并用 FPE 准则进行定阶（如第 3 章所述）。然后引入部分分量的最终预报误差进行物理量关系分析。

1) 对 $\tan \delta$ 的监测值建立一维 AR 模型，及分别对 $\tan \delta$ 与温度、电压、电流和频率的监测值建立二维 AR 模型，并得出其最终预报误差和部分分量的最终预报误差，建模结果如表 4-1 所示。

表 4-1 $\tan \delta$ 与其他物理量二维建模结果

建模物理量	维数(p)	分量数(l)	阶数(n)	minFPE
$\tan \delta$ 、温度	2	1	4	1.353E-3
	2	2	15	7.966E-4
$\tan \delta$ 、电压	2	1	11	1.289E-3
	2	2	13	1.513E-4
$\tan \delta$ 、电流	2	1	11	1.306E-3
	2	2	13	4.644E-6
$\tan \delta$ 、频率	2	1	4	1.392E-3
	2	2	5	8.775E-7
$\tan \delta$	1	1	11	1.373E-3

由表 4-1 第 1、3、5、9 行可知, 对于 $\tan \delta$ 与温度、电压、电流二维建模的部分(前一维)最终预报误差最小值 $FPE_{2,1,4}$ 、 $FPE_{2,1,11}$ 、 $FPE_{2,1,11}$ 都小于 $\tan \delta$ 一维建模的最终预报误差 $FPE_{1,1,11}$, 故考虑 $\tan \delta$ 的变化规律时, 温度、电压、电流等物理量都对它有影响, 不可忽略。由第 7、9 行可知, 对于 $\tan \delta$ 与频率建模的部分最终预报误差最小值 $FPE_{2,1,4}$ 大于 $\tan \delta$ 一维建模的最终预报误差 $FPE_{1,1,11}$, 说明频率对 $\tan \delta$ 的影响较小, 可以忽略。

由上可知, 除频率对 $\tan \delta$ 的影响较小外, 别的物理量都有影响。

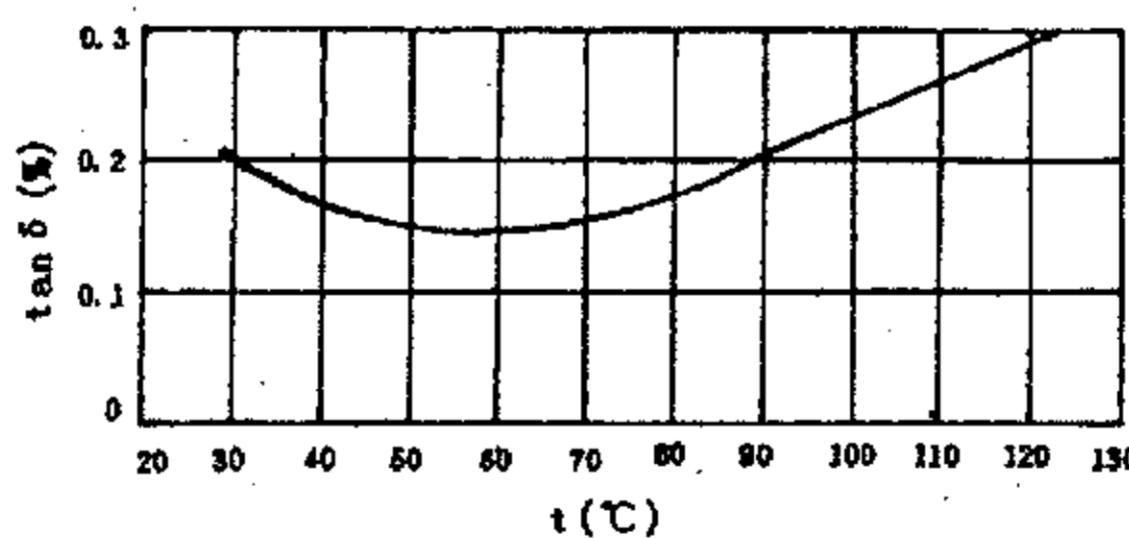
电容型 CT 的 $\tan \delta$ 随温度的变化与绝缘油和纸两者的性能和数量比例有关。绝缘油在设备正常运行温度下, 介质损耗主要是电导损耗, 其 $\tan \delta$ 值与电导率具有相同的变化规律^[39], 如式 (4-4) 所示。

$$\tan \delta = \tan \delta_0 e^{\alpha(t-t_0)} \quad (4-4)$$

其中 α 为温度系数, $\tan \delta_0$ 是温度为 t_0 时的 $\tan \delta$, t 为温度($^{\circ}\text{C}$)。

由式 (4-4) 可看出, 绝缘油的 $\tan \delta$ 随着温度的升高而增大。

纸是极性电介质, 介质损耗主要由偶极子的松弛损耗所决定, 其 $\tan \delta$ 与温度的关系如图 4-2 所示^[40]。

图 4-2 纸的 $\tan \delta$ 随温度变化规律曲线

由图 4-2 可知, 温度在 $30\sim 60^{\circ}\text{C}$ 间时, 纸的 $\tan \delta$ 随温度升高而减小。一般情况下, $-40\sim 60^{\circ}\text{C}$ 时, 规律都是如此^[39]。此时油的 $\tan \delta$

随着温度的升高而增大，因此，设备的 $\tan \delta$ 随温度变化规律由油纸的性能和比例所决定。当温度超过 60°C 时，油和纸的 $\tan \delta$ 都随着温度的升高而呈上升趋势，因此，设备的 $\tan \delta$ 随着温度的升高而增大。

表 4-2 为日本日新电机株式会社目前执行的电流互感器温度换算系数表^[39]，可供温度换算参考。

表 4-2 油浸纸绝缘温度系数表

$t(^{\circ}\text{C})$	1	2	3	4	5	6	7	8
系数(K_1)	0.824	0.84	0.855	0.868	0.880	0.891	0.902	0.912
$t(^{\circ}\text{C})$	9	10	11	12	13	14	15	16
系数(K_1)	0.922	0.930	0.940	0.948	0.956	0.964	0.971	0.978
$t(^{\circ}\text{C})$	17	18	19	20	21	22	23	24
系数(K_1)	0.984	0.989	0.995	1.00	1.006	1.011	1.016	1.021
$t(^{\circ}\text{C})$	25	26	27	28	29	30	31	32
系数(K_1)	1.026	1.030	1.035	1.040	1.044	1.048	1.052	1.056
$t(^{\circ}\text{C})$	33	34	35	36	37	38	39	40
系数(K_1)	1.060	1.064	1.068	1.072	1.075	1.079	1.081	1.084

只要将 $\tan \delta$ 值乘上与测量温度相对应的修正系数，即可得到换算到 20°C 时的 $\tan \delta$ 值。

由电容型设备的并联等效电路和 $\tan \delta$ 的定义可知： $\tan \delta = 1/(\omega RC)$ 。在电力系统运行频率范围内，R 和 C 的值可近似为常数^[41]，因此 $\tan \delta$ 仅与 ω 成反比。又因为 $f = \omega/(2\pi)$ ，则把频率为 f 时的 $\tan \delta$ 归算到 50Hz 时，其归算系数为 $K_2 = f/50$ 。电力系统供电频率要求误差为 $\pm 0.2\text{Hz}$ ^[42]，由此可看出频率对 $\tan \delta$ 的影响很小。

由 δ 的概念可知， δ 只与电压和电流的相位有关，而与它们的幅值无关，因此电压值和电流值本身并不会对 $\tan \delta$ 产生影响。表 4-1 中电压与电流监测值对 $\tan \delta$ 监测值有一定的影响，说明电压、电流监测值中蕴涵了对 $\tan \delta$ 有影响的因素。

2) 分别对电压、温度和电流、温度的监测值进行建模，结果如表 4-3 所示。

表 4-3 温度与电压、电流二维建模结果

建模物理量	维数(p)	分量数(l)	阶数(n)	minFPE
电压、温度	2	1	13	0.1023
	2	2	15	5.426E-03
	1	1	18	0.1096
电流、温度	2	1	14	3.100E-03
	2	2	15	1.646E-03
	1	1	14	3.305E-03

由表 4-3 可知, 电压与温度建模时最终预报误差最小值分别为 $FPE_{2,1,13}=0.1023$, $FPE_{1,1,18}=0.1096$; 电流与温度建模时值分别为 $FPE_{2,1,14}=3.100E-03$, $FPE_{1,1,14}=3.305E-03$ 。都为前者小于后者, 表明只考虑电压或电流的变化时, 温度有很大的影响, 即在电压和电流的监测数据中已经包含了的温度信息。

温度对电压、电流监测值的影响有以下几方面的原因: (1) 电压互感器、电流互感器的角差和比差的大小受周围环境温度的影响; (2) 监测系统中的其它各种电子元件受环境温度的影响。

3) 分别对 $\tan \delta$ 、温度、电压、频率和 $\tan \delta$ 、温度、电流、频率的监测值进行建模, 结果如表 4-4 所示。

表 4-4 $\tan \delta$ 与其他物理量四维建模结果

建模物理量	维数(p)	分量数(l)	阶数(n)	minFPE
$\tan \delta$	4	1	7	1.329E-03
	4	2	11	7.896E-04
	4	3	13	9.104E-05
	4	4	13	6.533E-08
	3	1	7	1.291E-03
	3	2	12	7.229E-04
	3	3	13	7.849E-05
	2	1	4	1.353E-03
	2	2	15	7.966E-04
	1	1	11	1.373E-03
$\tan \delta$	4	1	7	1.340E-03
	4	2	12	7.962E-04
	4	3	13	2.760E-06
	4	4	13	1.930E-09
	3	1	7	1.311E-03
	3	2	12	7.335E-04
	3	3	13	2.426E-06
	2	1	4	1.353E-03
	2	2	15	7.966E-04
	1	1	11	1.373E-03

表 4-4 第 3、7 行中 $FPE_{4,3,13}=9.104E-05$, $FPE_{3,3,13}=7.849E-05$, 前者大于后者, 表明考虑 $\tan \delta$ 、温度、电压的相互关系时, 频率影响较小, 可以忽略。与此类似, 第 2、6、9 行中, 最终预报误差最小值分别为 $FPE_{4,2,11}=7.896E-04$, $FPE_{3,2,12}=7.229E-04$, $FPE_{2,2,15}=7.966E-04$, 第二项最小, 说明考虑 $\tan \delta$ 与温度的关系时, 电压的影响需要考虑, 频率可以忽略。第 1、5、8、10 行中 FPE 最小值分别为 $1.329E-03$, $1.291E-03$,

1.353E-03, 1.373E-03, 其中 $FPE_{3,1}$, 最小, 说明若只关心 $\tan \delta$ 的变化规律, 频率的影响可以忽略, 温度和电压的影响较为显著。

同理, 对 $\tan \delta$ 、温度、电流、频率的建模情况进行分析可知, 考虑 $\tan \delta$ 、温度、电流的相互关系时, 频率影响较小, 可以忽略。考虑 $\tan \delta$ 与温度的关系时, 电流的影响需要考虑, 频率影响较小。若只关心 $\tan \delta$ 的变化规律, 频率的影响可以忽略, 温度和电流的影响较为显著。

从以上分析可看出, 温度、频率、电压、电流监测值对 $\tan \delta$ 的影响关系得到了进一步验证。

4) 对 3) 中模型建模物理量的次序进行改变, 并忽略频率, 分别对 $\tan \delta$ 、电压、温度和 $\tan \delta$ 、电流、温度的监测值进行建模, 结果如表 4-5 所示。

表 4-5 $\tan \delta$ 与其他物理量三维建模结果

建模物理量	维数(p)	分量数(l)	阶数(n)	minFPE
$\tan \delta$	3	1	7	1.291E-3
	3	2	13	1.437E-4
	3	3	13	7.849E-5
	2	1	11	1.289E-3
	2	2	13	1.513E-4
	1	1	11	1.373E-3
电压	3	1	7	1.311E-3
	3	2	13	4.439E-6
	3	3	13	2.426E-6
	2	1	11	1.306E-3
	2	2	13	4.644E-6
	1	1	11	1.373E-3
温度	3	1	7	1.311E-3
	3	2	13	4.439E-6
	3	3	13	2.426E-6
	2	1	11	1.306E-3
	2	2	13	4.644E-6
	1	1	11	1.373E-3

由表 4-5 第 2、5 行和第 8、11 行可知, 考虑 $\tan \delta$ 、电压和 $\tan \delta$ 、电流的关系时, 温度的影响显著; 而第 1、4、6 行, 和第 7、10、12 行表明, 只考虑 $\tan \delta$ 时, 电压和电流的影响较大, 温度影响较小。

表 4-5 中由于模型维次的变更, 出现只考虑 $\tan \delta$ 时温度影响较小的问题, 这是因为: 表 4-5 中, $\tan \delta$ 、电压(电流)、温度建立三维 AR 模型时, 温度的次序位于电压(电流)后, 其大量信息通过蕴涵在电压(电流)中表现出来, 故造成了温度对 $\tan \delta$ 影响较小的假相。而表 4-4 中, $\tan \delta$ 、温度、电压(电流)、频率建立四维 AR 模型, 温度次序靠前, 所以对 $\tan \delta$ 的影响关系较为明显地显示出来。

表 4-4 与表 4-5 中, 电压(电流)的次序位于温度前后都对 $\tan \delta$ 有较大影响, 说明电压、电流监测量中除了蕴涵有温度的信息外, 还蕴涵有别的信息因素, 而这些因素对 $\tan \delta$ 都有很大影响, 对此有待于

进一步研究。

5) 横比和纵比。分别对 CT 的 A 相另 300 个样本、CT 的 C 相相同时间的监测样本及另一 CT 任意 300 个样本的 $\tan \delta$ 、温度、电压、频率监测量进行建模，结果如表 4-6 所示。

表 4-6 横比和纵比结果

建模物理量	维数(p)	分量数(l)	阶数(n)	minFPE
(CT A 相另 300 个样本)	4	1	4	7.030E-03
	4	2	7	2.382E-04
	4	3	5	1.889E-05
	4	4	15	2.080E-08
	3	1	6	6.992E-03
	3	2	7	2.287E-04
	3	3	15	1.853E-05
	2	1	4	7.149E-03
	2	2	5	2.717E-04
	1	1	6	7.177E-03
(CT C 相 300 个样本)	4	1	12	1.520E-03
	4	2	12	8.579E-04
	4	3	13	9.501E-05
	4	4	13	6.750E-08
	3	1	12	1.421E-03
	3	2	12	7.662E-04
	3	3	13	8.494E-05
	2	1	14	1.449E-03
	2	2	14	8.051E-04
	1	1	14	1.525E-03
(另一 CT A 相任意 300 个样本)	4	1	7	1.497E-03
	4	2	12	8.170E-04
	4	3	13	9.764E-05
	4	4	13	8.773E-08
	3	1	11	1.478E-03
	3	2	12	7.824E-04
	3	3	13	8.887E-05
	2	1	4	1.526E-03
	2	2	16	8.421E-04
	1	1	12	1.539E-03

表 4-6 第 3、7 行中 $FPE_{4,3,5}=1.889E-05$, $FPE_{3,3,15}=1.853E-05$, 前者大于后者, 表明考虑 $\tan \delta$ 、温度、电压的相互关系时, 频率影响较小, 可以忽略。与此类似, 第 2、6、9 行中, 最终预报误差最小值分别为

$FPE_{4,2,7}=2.382E-04$, $FPE_{3,2,7}=2.287E-04$, $FPE_{2,2,7}=2.717E-04$, 第二项最小, 说明考虑 $\tan \delta$ 与温度的关系时, 电压的影响需要考虑, 频率可以忽略。第 1、5、8、10 行中 FPE 最小值分别为 $7.030E-03$, $6.992E-03$, $7.149E-03$, $7.177E-03$, 其中 $FPE_{3,1,6}$ 最小, 说明若只关心 $\tan \delta$ 的变化规律, 频率的影响较小, 温度和电压的影响较为显著。

同理, 对表 4-6 中 CT 的 C 相的 300 个样本和另一 CT 的 A 相任意 300 个样本 $\tan \delta$ 、温度、电压、频率的建模情况进行分析, 也可得到相同的规律。

由表 4-6 和表 4-4 可知, 对于现有系统下的监测数据, 所揭示的规律相同, 有一定的普遍性。

4.3 讨论

绝缘在线监测系统处在复杂的运行环境之中, 受各种因素的影响, 本文中由于受到监测量的限制, 仍有一些影响因素未能进行分析。

1) 电压(电流)基准

以电压基准为例。严格地讲, 基准电压应该是施加在试品两端的电压, 或与其同相位的电压向量。在停电后外施电压进行试验时, 基准电压通常取自损耗极小的标准高压电容器的低压侧; 而在绝缘在线监测时, 只能利用现场所具备的条件。在现场运行时, 基准电压一般是从已有的电压互感器的二次侧获取。电压互感器有一定的相角误差并且误差除受环境温度影响外, 还受二次侧负荷、电网电压等因素影响, 不是一个恒定的值。因而会导致电压基准的误差不稳定, 引起监测结果失真。

2) 运行方式

运行方式的变化会改变被测设备周围的电磁场分布。如邻近线路的投运或停运将对监测结果造成影响, 使得该组设备的监测数据同时发生变化。

3) 运行状况

电力系统中如产生电晕、出现高次谐波等工作状况监测数据将受到一定影响。

4) 周围设备状况

被测设备周围设备的有无、设备的方向、与被测设备的距离等都会对被测设备周围的电磁分布产生影响, 从而影响监测数据。

5) 数据的采集和传输过程

采集系统的硬件性能、精度、电磁兼容情况、工作稳定性等都会对采集数据有一定影响。即使是采集系统的安装方式采用分相安装还是集中安装也会由于电磁耦合方式的不同而对设备监测数据产生影响。

6) 环境因素

现场经验表明, $\tan \delta$ 的在线监测值与环境温度、湿度有较强的相关性。本文采集数据系统中只对温度进行了监测, 而忽视了湿度因素, 这也是一个不足之处。

分析各相关物理量对 $\tan \delta$ 的影响关系对监测量的选择可以提供一定的指导意义, 对监测系统的测量精度、稳定性、电磁兼容等方面也提出了更高要求, 这些都有待于更进一步的研究。

目前, 电气设备的在线监测技术总的来说还处在初级阶段, 基于各种测量原理的测量系统大量共存, 也没有统一的标准对其评判。本文物理量关系的研究在本测量系统下有一定的普遍性, 对于其它系统下测量结果的也还有待于进一步推广。

4.4 小结

本章引入多维时间序列分析对电容型 CT 在线监测数据中 $\tan \delta$ 与温度、电压、泄漏电流、频率等相关物理量的影响关系进行了分析, 主要内容如下:

1) 引入部分分量最终预报误差, 对时间序列进行多维建模, 并通过各种相同维次下部分分量最终预报误差的比较分析了各变量之间的关系。

2) 以某变电站 110KV 电容型 CT 监测数据为例, 对 $\tan \delta$ 与各相关物理量的关系进行了分析。分析表明, 频率对 $\tan \delta$ 的影响较小; 温度对 $\tan \delta$ 影响较大; 电压、泄漏电流的监测值由于蕴涵了其他因素与 $\tan \delta$ 监测值之间也存在一定的影响关系; 对 $\tan \delta$ 影响的其他因素由于监测量的限制未能深入分析。

5 结论

论文以变电设备在线监测数据为对象，主要从在线数据的预处理、数据的预测和监测物理量的关系分析等三个方面进行了研究。通过本文工作可得到以下结论：

1) 比较了各种预处理算法，并对防脉冲干扰的滑动平均算法进行了改进，实例分析表明该算法简单，机器运算时间少，且对脉冲干扰抑制效果明显。对高频或低频的干扰，可在频域内设计一个合适的滤波器或对其进行小波变换。

2) 采用时间序列分析对在线数据进行预测。对一维、多维和简化的多维时间序列模型的参数估计法、FPE 定阶法进行了研究，并用实例对三种模型的预测效果进行了比较。以某 110kV 电容型 CT 泄漏电流和环境温度监测值为例，对数据分别建立一维 AR 模型，二维 AR 模型和简化的二维 AR 模型，并对泄漏电流监测值进行了实时预测。结果表明，几种算法的预测都是有效的，多维和简化的多维模型预测效果基本一致，精度比一维模型有一定提高。综合考虑建模有效性和简便性要求，一维建模方法简单，预测效果较好，适合于工程预测。

3) 引入多维时间序列分析对在线监测数据中各监测物理量的关系进行分析。对监测量分别在各种情况下建立多维时间序列模型，并通过部分分量最终预报误差的比较分析了 110kV 电容型 CT 在线监测数据中 $\tan \delta$ 与温度、电压、泄漏电流、频率等相关物理量的影响关系。分析表明，频率对 $\tan \delta$ 的影响较小；温度对 $\tan \delta$ 影响较大；电压、泄漏电流监测值由于蕴涵了其他因素与 $\tan \delta$ 监测值之间也存在一定的影响关系；对 $\tan \delta$ 影响的其他因素由于监测量的限制未能深入分析。

致谢

本论文是在董连文副教授的悉心指导下完成的。在这两年多的研究生学习期间，作者在学习、生活等各个方面都得到他无微不至的关怀、爱护和帮助。在论文完成之际，谨向导师对我的关怀和培养表示衷心的感谢。

承蒙高压教研室严璋老师和张冠军老师对本文初稿进行了仔细审阅，并提出了许多宝贵的修改意见，在此，谨向他们表示最诚挚的谢意。同时也感谢高压教研室的各位老师、同学对我的关心和帮助。

在两年多的学习期间，作者有幸结识了汲胜昌博士、李明华博士生、王瑞明硕士、李辉硕士、李宁硕士生、赵沛硕士生，胡攀峰硕士生等一批志同道合、同舟共济的同学，大家互相帮助，彼此探讨，共同提高，结下了深厚的友谊，作者将永远铭记在心。

两年多的学习生活使我学到了很多东西，我会永远珍视这段难忘的岁月。回首这两年多走过的路，有欢乐，也有辛酸，但我无悔。感谢生活，感谢她给予我的一切。

最后，谨以此文献给我的家人和女友。

攻读硕士学位期间的研究成果

1. 曹庆文、董连文、蔺跃宏. 有限元分析软件 ANSYS 在电容式电压互感器电场分析中的应用. 高压电器, 2003, 39(5):53~54
2. 曹庆文、李宁、董连文. 多维时间序列分析在在线监测数据处理中的应用. 高电压技术 (已录用)
3. 王瑞明、董连文、曹庆文. 电容型设备介损检测仪的设计. 高压电器, 2003, 39(3):42~44

参考文献

1. 郭碧红、杨晓洪. 我国电力设备在线检测技术的开发利用状况分析. 电网技术, 1999, 23(8): 65~68
2. 韩祯祥. 电力系统自动监视与控制. 北京: 水利电力出版社, 1989
3. 郭剑波. “八五”期间电网事故统计分析. 电网技术, 1998, 22(2): 72~74
4. 严璋. 电气绝缘在线检测技术. 北京: 中国电力出版社, 1995
5. [美] A. V. 奥本海姆, 等著, 刘树棠译. 信号与系统. 西安: 西安交通大学出版社, 1985
6. 杨莉、张理等. 在线监测数据剔点处理算法的研究. 高压电器, 2000, 36(5): 3~6
7. 郭宗军. 变电设备绝缘在线监测数据的分析及处理: [硕士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 2002
8. 李辉、杨增辉、周海洋、严璋. 快速滤波算法用于在线监测数据预处理. 高电压技术, 2002, 28(7): 31~33
9. 周复恭. 应用数理统计学. 北京: 中国人民大学出版社, 1989
10. 杨叔子、吴雅等. 时间序列分析的工程应用. 武汉: 华中理工大学出版社, 1994
11. [英] C. 查特菲尔德著, 方再根译. 时间序列分析导论. 北京: 宇航出版社, 1986
12. [美] G. E. P. Box 等著, 顾岚译. 时间序列分析——预测与控制. 北京: 中国统计出版社, 1997
13. 张贤达. 时间序列分析——高阶统计量方法. 北京: 清华大学出版社, 1999
14. W. L. Theisen, R. T. Carpenter. Time series analysis of Langmuir bursts. IEEE Transactions on Plasma Science. Vol. 28(2):414~417
15. C. H. Davis, D. M. Segura. An algorithm for time series analysis of ice sheet surface elevations from satellite altimetry, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2001, Vol. 39(1):202~206
16. H. Akaike, Use of statistical models for time series analysis. Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP '86. 1986, Vol. 11:3147 ~3155
17. P. M. T. Broersen, S. de Waele. Frequency selective time series

- analysis. Instrumentation and Measurement Technology Conference, IEEE International Conference on IMTC' 2002. 2002, Vol. 1:775~780
18. 张有为. 预测的数学方法. 北京: 国防工业出版社, 1990
19. Michael C Mozer. Neural architectures for temporal sequence processing. Redwood City CA: Addison-Wesley Publishing, 1994. 18~26
20. 林海、孙吉贵. 预测及其主要模型的实现系统. 吉林大学学报(信息科学版), 2002, 20(4), 58~63
21. 邓聚龙. 灰色系统理论教程. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990
22. Jun-Bin Huang, Jin Yin, Zu-De Zhou, Ding-Fang Chen. Stock share analysis based on Gray system relevance theory. International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2002. Proceedings. 2002, Vol. 4:1781~1783
23. 张学工. 统计学习理论的本质. 北京: 清华大学出版社, 2000
24. [美] S. M. 潘迪特、吴宪民著. 李昌琪等译. 时间序列及系统分析及应用. 北京: 机械工业出版社, 1988
25. 项静恬、杜金观、史久思. 动态数据处理—时间序列分析. 北京: 气象出版社, 1986
26. 甘伪初. 动态数据的统计分析. 北京: 北京理工大学出版社, 1991
27. O. D. Anderson. Time series analysis. North-Holland Publishing Company, 1982
28. 陈德豪等. 时序分析在危岩体监测数据处理中的应用. 武汉测绘科技大学学报, 1994, 19(3): 210~215
29. 杨莉. 知识发现在变电设备状态监测及诊断专家系统中的应用: [博士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 2001
30. 郑南宁. 数字信号处理. 西安: 西安交通大学出版社, 1996
31. 李辉. 变电设备的绝缘在线监测数据处理及状态模式分类: [硕士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 2003
32. 陈继东. 小波分析应用于在线监测中信噪分离的研究, 电网技术, 1999, 23(11): 54~57
33. 彭玉华. 小波变换与工程应用. 北京: 科学技术出版社, 2000
34. 严蔚敏、吴伟民. 数据结构. 北京: 清华大学出版社, 1997
35. 吴今培. 实用时序分析. 长沙: 湖南科学技术出版社, 1989
36. 杨位钦、顾岚. 时间序列分析与动态数据建模. 北京: 北京工业大学出版社, 1988
37. 田铮. 动态数据处理的理论与方法——时间序列分析. 西安: 西北

- 工业大学出版社, 1995
- 38. 张朝玉. 多维 AR 序列的最小二乘建模方法. 武汉大学学报, 2002 (4): 377~381
 - 39. 陈化钢. 电力设备预防性试验技术问答. 北京: 中国水利水电出版社, 1998
 - 40. 汪景璞. 电缆材料. 北京: 机械工业出版社, 1983
 - 41. 张喜林、宋先骅、任先文等. 电容型设备绝缘在线监测参数的修正计算. 东北电力学院学报, 1994, 14 (2): 1~7
 - 42. 中华人民共和国国家标准, 电能质量电力系统频率允许偏差. GB/T 15945-1995. 北京: 国家技术监督局, 1995

附件 1:

学位论文独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文系在导师指导下本人独立完成的研究成果。文中依法引用他人的成果，均已做出明确标注或得到许可。论文内容未包含法律意义上已属于他人的任何形式的研究成果，也不包含本人已用于其他学位申请的论文或成果。

本人如违反上述声明，愿意承担以下责任和后果：

1. 交回学校授予的学位证书；
2. 学校可在相关媒体上对作者本人的行为进行通报；
3. 本人按照学校规定的方式，对因不当取得学位给学校造成的名誉损害，进行公开道歉。
4. 本人负责因论文成果不实产生的法律纠纷。

论文作者签名: 曹庆文 日期: 2004年3月23日

学位论文知识产权权属声明

本人在导师指导下所完成的论文及相关的职务作品，知识产权归属学校。学校享有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。本人离校后发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为西安交通大学。

论文作者签名: 曹庆文 日期: 2004年3月23日

导师签名: 王伟 日期: 2004年3月23日

(本声明的版权归西安交通大学所有，未经许可，任何单位及任何个人不得擅自使用)