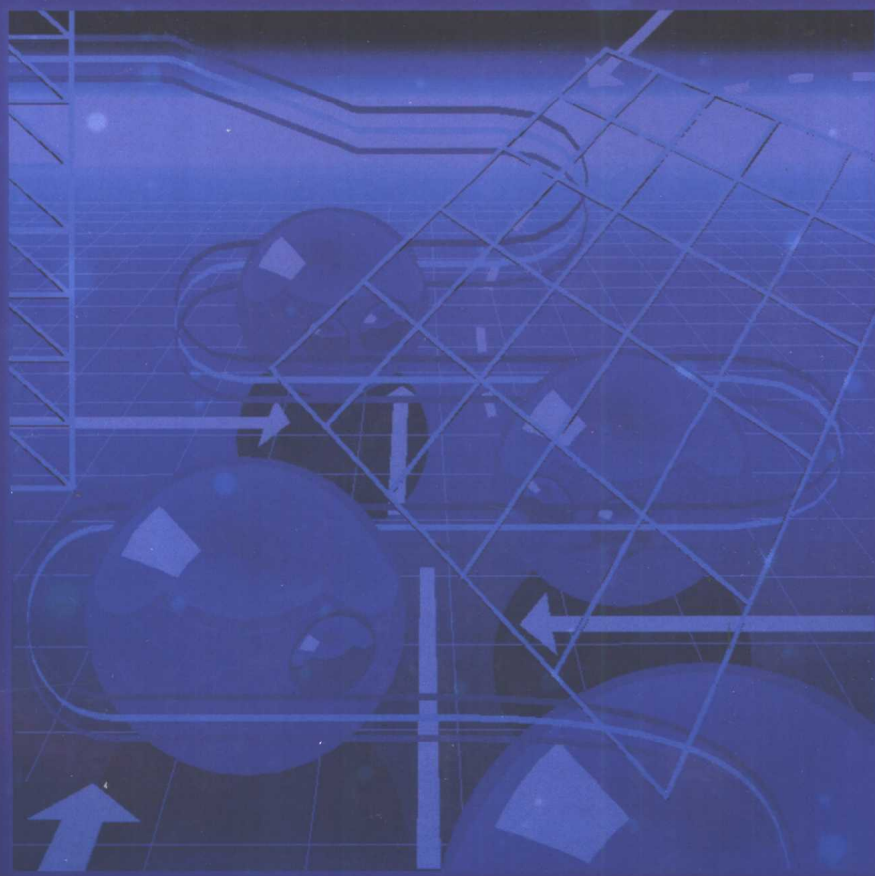


高等学校教材

现代电子 测量技术基础

韩建国 翁维勤 柯静洁 编著



中国计量出版社

高等学校教材

现代电子测量技术基础

韩建国 翁维勤 柯静洁 编著

北京化工大学化新教材建设基金资助

中国计量出版社

图书在版编目 (CIP) 数据

现代电子测量技术基础/韩建国,翁维勤,柯静洁编著. —北京:中国计量出版社,2000.9
ISBN 7-5026-1384-6

I. 现… II. ①韩…②翁…③柯… III. 电气测量-技术 IV. TM93

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2000) 第 71083 号

内 容 提 要

本书从应用角度出发,以信号系统与模型、随机过程及数理统计、宏观描述与微观分析相结合等现代科技观点,介绍测量系统、现代示波技术、数字仪器、典型电子器件、测量仪器通信技术、逻辑分析仪、传输测量、谱分析仪、信号源、测量仪器的维护与故障诊断等方面的内容。

本书可作为电子、电工、计量、测量、自动化及信息等有关专业的大学本科生、硕士研究生的教材,亦可供工程技术人员及教师阅读。

中国计量出版社出版

北京和平里西街甲 2 号

邮政编码 100013

电话 (010)64275360

北京市迪鑫印刷厂印刷

新华书店北京发行所发行

版权所有 不得翻印

*

787 mm×1092 mm 16 开本 印张 8.25 字数 190 千字

2000 年 11 月第 1 版 2000 年 11 月第 1 次印刷

*

印数 1—4000 定价: 13.00 元

前 言

自 20 世纪 70 年代末以来,随着计算机、微电子、微处理及信息处理等多方面技术的飞速发展,电子测量、计量技术领域面貌为之一新。一系列新理论、新观点、新技术、新设备、新器件、新成果层出不穷。该领域以其高精度、高速度、易于建立自控系统、易于与计算机网络兼容等优点而在科技新发展中居于前列,并渗透到各领域之中。电子测量技术的应用水平已成为各学科现代化水平的重要标志之一。

从近几年来对本科生、硕士生、博士生毕业前后的科技实践活动的调研可知,其实际工作所涉及的知识和技术与从课堂上学到的专业基础知识之间存在着很大差距。所以,教材在更新内容的同时,还应融入“思想性教学”、“启发性教学”、“开拓与延伸性教学”以及“培养综合家”的教学思想和方法,并着重从应用的角度出发,深入浅出地讲述新近出现并应用于国内外工业系统第一线的新内容。本书以信号系统与模型、随机过程及数理统计、信息过程、模糊集、宏观描述与微观分析等现代科技观点贯穿始终。

本教材主要作为电子、电工、计量、测量、自动化、信息等有关专业的大学本科生、硕士研究生教材使用,亦可供工程技术人员及教师作为参考书使用。要求学生已具备本专业水平的电子、电工、信息、计算机方面的基础知识。学时可按不同程度的需要分为 40, 60, 80 等三种层次。对各章节可按学时情况适当掌握深度。习题暂由任课教师选编。我们将在经过一定时期的教学实践之后编出专门的习题集。授课时,对第一章(预备知识部分)内容可视学生背景知识情况做补充或缩减。

本教材各章节之间内容的分量差别较大,其原因是将着重点放在了对新内容的跟踪上。

北京化工大学信息科学与技术学院自动化系九六级学生李晋辉同学负责本书第六章的编写工作。该章主要介绍 MAX691A、MAX7219、X25401、24LC 系列 EEPROM 等内容。

本教材由北京化工大学化新教材建设基金赞助,本书作者均为北京化工大学信息科学与技术学院的教师。

编者

2000 年 3 月于北京

目 录

第一章 预备知识	(1)
第一节 关于电子测量技术.....	(1)
第二节 有关随机过程与统计学的一些基本概念.....	(2)
第三节 测量中的一些数理统计方法.....	(5)
第四节 信号、系统与系统辨识.....	(7)
第二章 测量系统	(12)
第一节 测量系统的基本结构	(12)
第二节 检测、变送技术的发展	(13)
第三节 传感器动态特性分析	(14)
第四节 测量系统中的信号处理问题	(16)
第三章 基本测量理论	(18)
第一节 基本测量类型简介	(18)
第二节 与测量结果有关的一些重要概念	(19)
第三节 测量误差分析	(21)
第四节 测量误差的限制与消除	(23)
第五节 误差作用分析	(24)
第六节 操作定义	(24)
第四章 现代示波技术	(27)
第一节 现代模拟显示技术	(27)
第二节 数据存储式波形显示器技术及数字存储式示波技术	(32)
第五章 数字仪器基础	(40)
第一节 二进制计数器	(41)
第二节 十进制计数单元 (DCU)	(43)
第三节 十进制计算组合件 (DCA)	(43)
第四节 频率计算器	(44)
第五节 周期计算器	(46)
第六节 触发脉冲发生器	(47)
第七节 反映器件与装置性能的常用概念	(48)

第八节	计算器误差	(49)
第九节	信号相关误差	(50)
第十节	基于计算机的数字仪器	(51)
第十一节	常用设备列举	(53)
第六章	典型电子器件简介	(55)
第一节	MAX691A——微处理器服务器	(55)
第二节	MAX7219 系列芯片	(61)
第三节	X25401——非易失性寄存器	(65)
第四节	24LC 系列 EEPROM	(68)
第七章	测量仪器通信技术	(72)
第一节	IEEE-488 仪器总线系统 (GPIB)	(72)
第二节	GPIB 与 IEEE-488 协议	(72)
第三节	可编程仪器标准命令 (SCPI)	(79)
第四节	GPIB 的软件支持	(80)
第五节	GPIB 应用实例	(81)
第六节	串行数据通信连接	(82)
第八章	逻辑分析仪	(86)
第一节	问题的提出	(86)
第二节	逻辑分析仪器综述	(87)
第三节	逻辑分析仪器的常用模式及选择	(91)
第九章	传输测量	(92)
第一节	传输线的特性描述	(92)
第二节	分贝测量	(93)
第三节	实际高频传输测量	(96)
第四节	用于射频传输性能测量的插入式测量器件	(99)
第十章	谱分析仪	(101)
第一节	谱分析基础	(101)
第二节	低成本频谱分析技术	(102)
第三节	谱分析软件	(103)
第四节	显示示例	(104)
第十一章	信号源	(107)
第一节	函数发生器	(107)
第二节	脉冲发生器	(109)

第三节	(正弦) 信号发生器.....	(110)
第四节	任意波形发生器.....	(113)
第十二章	测量仪器的维护与故障诊断.....	(116)
第一节	从维修角度分类的现代测试仪器及维修对策.....	(116)
第二节	故障诊断和措施推荐.....	(117)
附录	重要符号及缩写索引.....	(120)
	参考文献.....	(122)

第一章 预备知识

第一节 关于电子测量技术

现代观点常常把科学研究及改造客观世界的过程理解为人与对象的信息交往过程，见图 1.1。首先，人要从对象那里获取信息，例如，要了解一个大脑的细胞的蛋白质含量和酸性、脑电波频率及强度或遗传基因信息等（信息检测）。然后，要将其进行变换、输送并转化为计算机所能理解的信号（信息转换、调整、传输及信号转换）。进而，研究者在计算机帮助下对信号进行处理、分析、研究，从而得出认识、结论以及对对象的本质与规律的描述（信息处理、信息应用、模型描述等）。最后，按研究结果对对象进行控制或改造。例如，对大脑的保养、治疗或相关的基因信息调整（信息返回，包括有能及无能信息）。而这个信息过程的绝大部分的物理实现是以电子技术为主要手段的电子测量技术。当然，这里不仅仅是物理学和电子技术的问题，而且有大量的数学理论、方法和软件技术问题。因此，电子测量技术几乎渗透到所有现代学科领域中，成为不可缺少的得力工具，并成为衡量各学科现代化发展的标志之一。

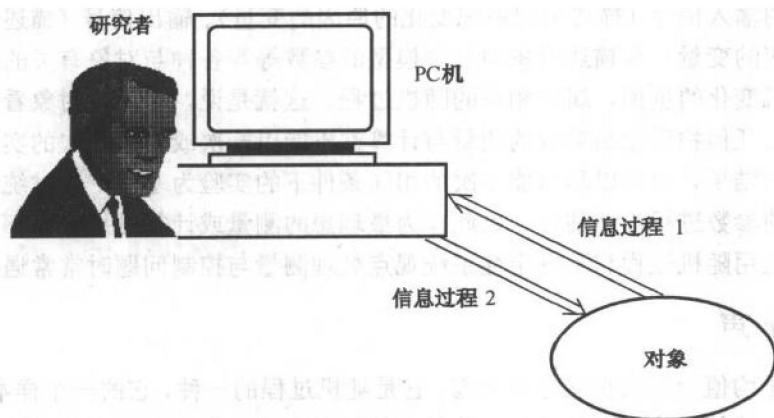


图 1.1 人与对象的信息交往过程

测量的任务不仅是测试物理量，而且还包括对目标和事件进行定位。如确定地震震源，辨识出人造卫星的方位以及寻找鱼群等等。近几年来，还发展起“可视性”测量技术。它是以测量目标的形状、大小、明暗和颜色的类别与层次来描述和衡量测量结果的。测量系统在科学研究、现场监察和自动控制中起着十分重要的作用。国际上的仪表工程师和自控工程师有句格言：“如果你不能测量它，你就不能控制它”，当然也就不能改造它。

由于电子技术具有的高精度、高速度、易于运用计算机系统、易于实现自动化等优点，这项技术已成为现代检测与测量的最为普遍的工具。又由于这些优点，使得它能很好地与建立在随机过程及统计学观点基础上的信号、系统与模型理论紧密结合，与基于 PC 机的网络通信

系统紧密结合，朝着高集成度、低功耗、大容量、可编程、超远距离采集与传输以及数字信息化的方向发展。这些都是现代电子测量技术的显著特点。

近10年来，电子测量技术与计算机网络信息技术、微电脑技术、微电子技术、仪器仪表技术、工业自动化技术等领域密切配合，互相渗透，飞速发展着。使得从事各个现代科学领域研究和实际技术工作的人员不仅需要对它有一个较深程度的学习了解，而且需要及时地跟踪它的发展。例如，在20世纪90年代，电子元器件已发展为超小型、高精度、低功耗、单电源、数字化、可编程、高速度、抗干扰的多系列产品，并已广泛活跃于中国工业市场。20世纪90年代后期，信息的检测、转换、调整、处理乃至计算已向着多变量、一体化的高集成度、高智能化方向发展，并且已有成熟的产品推出。远距离、超远距离的数字传输技术在国际上已被熟练应用，而在国内则以采集、传输、对话、管理融为一体的形式出现，首先应用在大规模、广幅员的集中供热网络管理及环保与安全监测系统中。测量仪器方面，数字式仪器、与PC机网络通信系统兼容的仪器以及基于PC机总线的仪器已日趋成熟。电子测量技术正与各相关学科紧密相连，互相促进，相辅相成地共同跨入21世纪，在新的科技、工业浪潮中继续蓬勃发展。

第二节 有关随机过程与统计学的一些基本概念

现代科学观点认为，人们所研究的任何对象都是在一定程度和一定范围内随机地变化着的系统。绝对不变（不随时间变化）的系统是不存在的。也就是说，我们在任一时刻所测量到的一个对象的输入信号（描述引起系统变化的原因的变量）、输出信号（描述系统对上述影响所产生的响应的变量）和描述对象的数学模型的参数等等各种与对象有关的量值都是在一定范围内作随机变化的量值，属于相应的随机过程。这就是说，必须把对象看作是具有不确定性的系统。对任何物理量和参数的测量与计算都不能以一次或少数几次的实验作为基础而得出唯一确定的结果，而应以尽可能多次的相同条件下的实验为基础，通过统计学计算，对被测量或待求的参数进行最优估计，以此作为最理想的测量或计算结果。以下介绍的一些概念和观点是在运用随机过程和不确定性系统观点处理测量与控制问题时常常遇到的。

一、白噪声

白噪声就是均值为零的独立随机过程。它是随机过程的一种，它的一个样本见图1.2。白噪声有两个重要的数学特征，各自代表着具体的物理意义。由于这两个重要特征，白噪声在现代控制、信息与系统的理论与技术中很受重视。

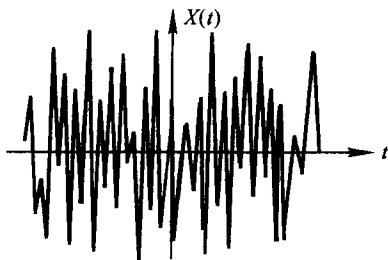


图 1.2 白噪声的时域描述曲线示例

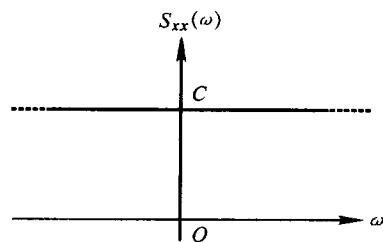


图 1.3 白噪声的功率密度曲线示例

用 $\{x(t)\}$ 表示一个白噪声过程，而用 $x(t)$ 表示其中的一个样本。它的数学特征描述如下：

1. $\{x(t)\}$ 的功率密度函数

$\{x(t)\}$ 的功率密度函数为无穷区间上的一个常数如式 (1.1) 所示，见图 1.3。

$$S_{xx}(\omega) = C \quad (-\infty < \omega < +\infty) \quad (1.1)$$

式中： C 为常数； $S_{xx}(\omega)$ 和 ω 分别为 $x(t)$ 的功率密度函数(由式(1.2)定义)和各分量的频率。

$$S_{xx}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (1.2)$$

式中： $R_{xx}(\tau)$ 为 $x(t)$ 的自相关函数(由式(1.3)定义)； τ 为时间间隔。

$$\begin{aligned} R_{xx}(\tau) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S_{xx}(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \approx \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t+\tau) dt \\ &\approx \frac{1}{N\Delta t} \sum_{\nu=0}^N x[\nu\Delta t]x[(\nu+\mu)\Delta t]\Delta t \end{aligned} \quad (1.3)$$

式中： ν 、 μ 为整数； τ 、 Δt 为时间间隔。第二个“ \approx ”右边是 $R_{xx}(\tau)$ 的近似离散描述式，其中 μ 满足 $\mu\Delta t = \tau$ 。

2. $\{x(t)\}$ 的自相关函数

$\{x(t)\}$ 的自相关函数是一个冲击函数，见图 1.4。即式 (1.3) 所给出的自相关函数 $R_{xx}(\tau)$ 必须满足

$$R_{xx}(\tau) = C\delta(\tau) \quad (1.4)$$

式中： $\delta(\tau)$ 是个理想的冲击函数。

上述数学表达式给出了明确的物理意义：式 (1.1) 表示，白噪声的各频率分量的强度相等；式 (1.4) 表示， $x(t)$ 是独立的随机变量。

但是，这样的随机变量是物理上不可实现的。因为，一个实际的时间变量不可能在无限宽的频带里包含无穷多个强度相等的频率分量；它在各个时刻的量值之间以及它与周围邻近的其他变量之间又难以保证毫无关系。因此，在实际测试工作中所使用的是近似的白噪声，它在所考察的实际频率范围和时间范围内能近似满足式 (1.1)、式 (1.4) 所描述的条件。

实际使用的近似的白噪声在应用上一般体现出这样的实际意义：由于它们在所考察的范围内各频率分量的强度近似相等，因此，若用它们作为实验中的激励信号或干扰信号做典型试验时，就具有很广泛的代表性；由于它们的独立性（自不相关、互不相关），若作为干扰出现时，许多数理统计结果在这种条件下仍能保证一定的最优性能。例如，普通最小二乘参数估计算法在方程误差为白噪声时，能实现有效性、一致性和最优估计。

白噪声的一种特殊情形是“带限白噪声”形式。即它的功率密度函数只在一定频率范围内满足式 (1.4) 的要求，而它的自相关函数则与频带宽度有一定关系，见式 (1.5)、式 (1.6)。

$$S_{xx}(\omega) = \begin{cases} C & \omega_1 < |\omega| < \omega_2 \\ 0 & \text{其他区域} \end{cases} \quad (1.5)$$

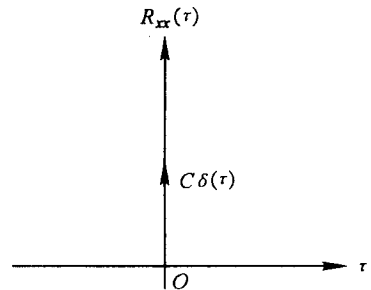


图 1.4 白噪声的自相关函数曲线示例

$$R_{xx}(\tau) = \frac{C}{\pi} \left[\frac{\sin \omega_2 \tau}{\tau} - \frac{\sin \omega_1 \tau}{\tau} \right] \quad (1.6)$$

式中： ω_1 、 ω_2 为信号频带的边值。

带限白噪声实质上是有色噪声。

二、有色噪声

有色噪声的功率密度函数和自相关函数不能完全满足式 (1.1)、式 (1.4) 所给的条件。其物理意义是：在全频率范围（或在所考察的频率范围）内各频率分量不完全相等；它的各时刻的取值之间以及它与周围的相邻变量之间并非完全无关联。

有色噪声若作为干扰出现，往往会给人带来很大麻烦。例如，在普通最小二乘辨识过程中，若遇到与输入、输出信号相关的有色噪声，则辨识算法就很难获得理想的估计值。计算结果常常会随时间的推移而摆动或发散。

在实际生活中，近似的白噪声一般由无数多种复杂信号迭加而综合形成，它实际体现出来的各个频率分量的强度接近于相等，而有色噪声则可由白噪声过滤得到，它的各个频率分量强弱不等。就像太阳光一样，当它很强烈而其中各种频率的光强度接近于相等时，就呈现出白色，而当其中部分色光被滤掉或被吸收掉时，就呈现出剩余光的颜色。

三、伪随机信号

理论上的（或较为理想的）白噪声必须在无限长（或充分长）的时间范围内才能实现。这在实际测试工作中很难做到。因此，人们常使用一种称为“伪随机信号”（简称 PRS——Pseudo-Random Signal）的周期信号来代替真正的白噪声。PRS 具有如下特点：

- ①它是周期函数，其周期的大小可以控制（因此，可以在不很长的时间内实现）；
- ②它的功率密度函数和自相关函数在本身的一个周期内具有近似于式 (1.1)、式 (1.4) 所描述的特征。

因此，PRS 本身在一个周期内具有接近于白噪声的特点。

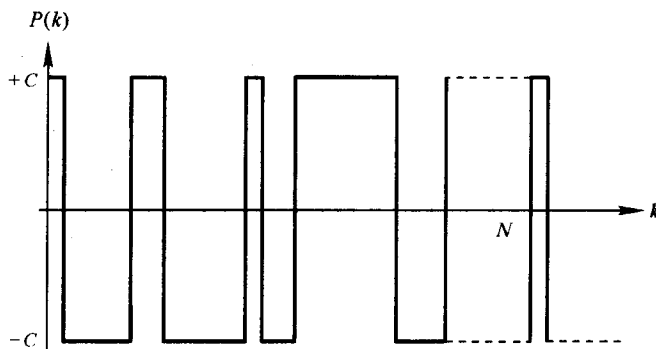


图 1.5 PRBS 时域曲线示例

一种最常用的二进制伪随机序列〔简称 PRBS——Pseudo-Random Binary Series，其离散时域描述记作 $P(k)$ ， $k=1, 2, \dots$ 〕信号是由移位寄存器或 PC 软件生成的。 $P(k)$ 的时域曲线及其自相关函数 $R_{BB}(\tau)$ 曲线，见图 1.5 和图 1.6。 N 为一个周期内采样时间间隔的个数。 N 的取值越大，一个周期内的自相关函数 $R_{BB}(\tau)$ 就越接近于冲击函数，且非零分量 C^2/N 也越

接近于零值。

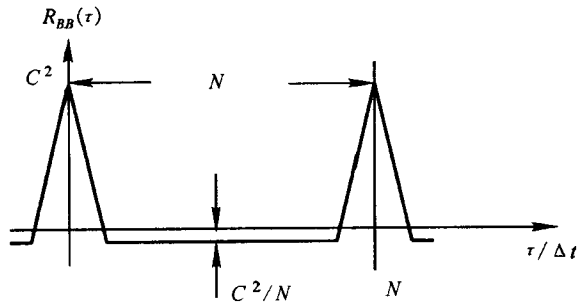


图 1.6 PRBS 的自相关函数曲线示例

第三节 测量中的一些数理统计方法

实际的测量系统和被测对象总是处在随机干扰之中的。因此，对一个被测量值的理想的测量结果应该是在相同条件下对其进行多次测量，而后对所有结果进行统计学处理所得的结果。下面给出一些常用的有关测量结果及误差的统计学概念。

一、对测量结果的统计处理

这里假设在相同条件下对一个被测量（真值） X^* 进行了 n 次测量。第 i 次测量结果为 X_i ， $i=1, 2, \dots, n$ 。

定义上述 n 次测量结果的算术平均值为

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (1.7)$$

几何平均值为

$$X_g = \left(\prod_{i=1}^n X_i \right)^{\frac{1}{n}} \quad (1.8)$$

均值偏差为

$$M = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - \bar{X}|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{(X_i - \bar{X})^2}}{n} \quad (1.9)$$

标准偏差为

$$\sigma = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (1.10)$$

二、用统计学观点评价测量结果

与人们早已熟知的系统误差和随机误差相联系，这里建立起三个用以评价测量结果的质量好坏的标准——正确度、精密度和准确度。

1. 正确度

在相同条件下对某定值作多次测量所得结果的数学期望（或均值）与被测量的真值之差称为测量的正确度，如式（1.11）所示。

$$\epsilon = \bar{M} - X^* \quad (1.11)$$

式中： X^* 为被测量的真值， \bar{M} 为测量结果的数学期望或均值。

正确度的数学表达式与系统误差的定义相同。它反映出测量误差中纯系统误差部分的大小，表示测量值的分布重心相对于真值接近或偏离的程度，其值越小，则正确度越高。（图 1.7）

2. 精密度

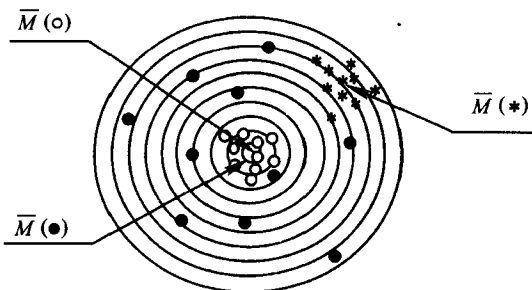
在相同条件下对某定值作多次测量所得结果的标准偏差〔式（1.12）是它的离散描述形式〕反映出测量误差中纯随机部分的大小。它被用来表示测量结果的精密度（简称精度），即所有测量结果总体上分散或集中的程度，其取值越小，则精密度越高。（图 1.7）

$$\sigma(X) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{M})^2} \quad (\text{当 } n \rightarrow \infty) \quad (1.12)$$

3. 准确度

准确度表示正确度和精密度（即系统误差和随机误差）的综合效果。若正确度、精密度都高，则准确度就高。（图 1.7）

图 1.7 以打靶为例比喻对一个二维量值（真值为 M^* ）的测量实验。靶心相当于真值所在处。“*”“●”和“○”在靶中的位置分别表示三次实验中每一次测量结果。 $\bar{M}(\ast)$ 、 $\bar{M}(\bullet)$ 和 $\bar{M}(\circ)$ 分别表示三次实验的分布重心。



● 正确度高，精密度低 * 精密度高，正确度低 ○ 准确度高

图 1.7 用统计学观点评价测量结果

由图知：“*”所代表的测量值分布很集中，即标准偏差很小，亦即精密度高，但分布的重心（相当于一维变量的均值）离靶心（真值）很远，即准确度低。

“●”代表的测量结果分布很分散，即精密度低，但分布的重心离靶心很近，即正确度高。尽管这样，它的准确度还是低。

“○”所代表的测量值分布很集中，且分布重心离靶心很近，精密度和正确度都高，故称准确度高。

三、时间变量的瞬时值测量——平滑、滤波和预报

以时间的离散形式为例。一个时间变量的离散形式表现为一个时间序列，此处记作 $X(k) (k=1, 2, \dots)$ ，其整体记作 $\{X(k)\}$ 。若 $\{X(k)\}$ 不是单纯的独立随机变量，则在它任一时刻 $k+1$ 的取值 $X(k+1)$ 与它本身在相邻的若干时刻 $k, k-1, \dots, k-n$ 的取值 $X(k), X(k-1), \dots, X(k-n)$ 之间必定存在着某种物理的或数学的关系。这种关系本为客观存在。而当人们对瞬时值 $X(k)$ 进行测量时，所得到的实际测量结果实际上是主观或客观上的物理滤波（如测量仪器的机械惯性和电磁阻尼、人为设置的滤波器等）和/或主观上的数据处理（如单片

机型智能仪表或PC机中的数字滤波等)的综合结果。若将 $\{x(k)\}$ 看作是一系列测量结果,那么,综合上述因素,对数值 $X(k)$ 所对应的真值(这里记作 $X^*(k)$)的理想测量结果应该是在 $X(k), X(k-1), \dots, X(k-n)$ (n 为某个适当的自然数)及其相应时刻的估计值基础上计算出来的一个最佳估计值,见图1.8,记作

$$\hat{X}(k-L) = f[x(k), X(k-1), \dots, X(k-n), \hat{X}(k), \hat{X}(k-1), \dots, \hat{X}(k-n)] \quad (1.13)$$

等式左端表示对 $k-L$ 时刻的真值 $X^*(k-L)$ 的估计值, L 为整数。这个等式就是反映 $X^*(k-L)$ 的估计值与序列 $\{X(k)\}$ 的其他相关值之间的函数关系的数学模型。前者为模型输出,后者为模型输入。函数关系 f 可通过理论推导、系统辨识或人工神经网络技术中的学习、训练、函数逼近等方法建立起来。所有的估计值都不是确定值,而只能是在给定的算法和条件下的比较理想的或最优的计算结果。

对式(1.13)的计算求值过程,按目的和效果的不同分为三种,它们分别被称作平滑(当 $n > L > 0$)、滤波(当 $L = 0$)和预报(当 $L < 0$)。简单地说,平滑相当于对若干个测量值作一条平滑曲线,而按这条曲线的规律来估计其中某一个测量值所对应的真值;滤波就是尽可能地消除干扰(缩小误差),对 $X(k)$ 的真值作最佳估计;预报就是按照上述平滑曲线的规律来对 k 时刻以后的真值作预估。

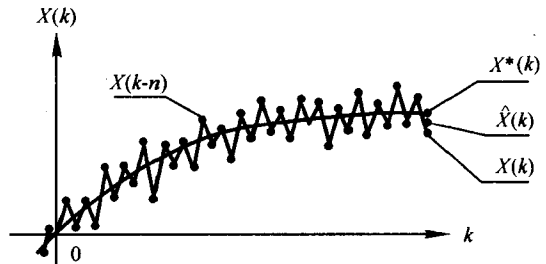


图 1.8 随机干扰下离散时间变量的测量值、真值及其估计值比较示意图

四、信号与系统的确定性与随机性

按照经典理论,人们把所研究或使用的信号、系统及其模型看作是确定性的。即它们所涉及的变量或参数在任一时刻的取值是唯一确定的。对于这样的系统,无须使用统计方法。例如,对一个线性单变量时不变动态系统,只要测出足够的若干组输入、输出信号值,建立关于模型参数的方程组,在方程组右边的测量值矩阵满秩的条件下,可以一次求出关于模型参数的唯一的一组解(确定值)。自20世纪70年代初以来,人们越来越多地以不确定性(或曰随机性)信号、系统和模型的观点来分析问题。人们认为,由于输入、输出信号和系统模型参数本身受到了系统内部和外部干扰的影响,因此它们的测量或计算值本身包含着系统误差和随机误差;它们在任一时刻的取值是随机的,不能唯一地确定。对于这样的变量与参数,就不能通过简单的一次性测量或解一个方程组的方法来求得,而应通过在多次测量的基础上作数理统计处理的方法对其真值作估计,力求得出最优结果。

第四节 信号、系统与系统辨识

人们把任何一个被研究的对象看作是一个系统。实际中常用的一种系统是具有因果关系的输入—输出系统。输入是外界对系统的影响,它是引起系统输出发生变化的原因。输出是系统对输入的响应,它是由于输入的影响所产生的结果。

学术界普遍认为,系统辨识的问题就是:通过观测一个系统或一个过程的输入—输出关系而确定系统或过程的数学模型。之所以要给出“辨识”一词,是因为,这一工作不是凭空

地建立模型，而是在一大类事先选定的模型中“辨识”出能够最好地描述所研究的系统的模型来。

图 1.9 表示一个具有输入和输出的系统。我们寻求的系统模型，是在全部时间内能显示输入与输出关系的数学方程。为了获得这样一个模型，一般的办法是：在条件允许的前提下对系统加进各种输入，并观测其响应。处理输入—输出数据之后，就得到数学模型。



图 1.9 单输入/单输出离散系统

根据事先对系统了解的程度，我们可以把系统辨识问题分为两种类型：完全辨识问题和部分辨识问题。完全辨识问题，意味着我们一点也不知道系统的基本性质，这类问题也称为黑箱问题。部分辨识问题，

则假设已经知道了系统的某些基本特征，而不知道动态方程具体的阶的数值或系数的值，这类问题也称为灰箱问题。

一般我们在实际上碰到的大多数工程系统和工业系统都是后一种类型。在许多情况下，我们对系统结构、特点了解得比较多，因此有可能导出反映系统动态特性的数学模型结构。这样，剩下的工作主要就是确定模型的参数和结构指标。于是，建模问题就简化为参数辨识与结构指标试验问题。工业上常用的动态模型是线性常微分方程或差分方程，而模型参数就是它们的系数，模型结构指标就是它们的阶。

实现系统辨识的过程大致分为以下几步(见图 1.10)：

- ①确定或预估被辨识系统数学模型的类型。
- ②给系统施加适当选择的试验信号，并记录输入—输出数据。如果系统是连续运行的，并且不允许施加试验信号，则我们必须采用正常运行时的测量数据来辨识。
- ③进行参数辨识，以便在确定的模型类中，挑选具有最佳拟合统计数据模型。
- ④进行有效性检验，根据最终的辨识目的，审查所选的模型是否恰当地表示了该系统。
- ⑤如果有效性检验合格，则系统辨识步骤到此结束。否则，必须选择另一类型的模型，并且重复第 2 步至第 4 步，直到获得一个有效的模型为止。

考虑上述几个基本步骤，我们可以来简单介绍一下系统辨识的几个核心内容。

1. 动态系统模型的差分方程形式

上述第一步需要考虑的事项，本质涉及到表达式问题。也就是说，对于给定的系统，我们要建立通过一定表达式来表征的系统模型。

一般动态系统模型可分为两种类型：连续时间模型和离散时间模型。两者之间本质的区别是，前者系统的信号是连续的，而后者则是离散的。因为在选取适当频率采样的情况下，辨识结果能保持连续信号

的信息，所以连续系统能很好地近似为离散模型。由于数字计算机使用的结果，绝大多数系统辨识方法都侧重于数字式的。因此，离散系统模型处理起来更方便。

线性离散系统有不同形式的表达式，如卷积和、差分方程和状态变量方程等。下面我们

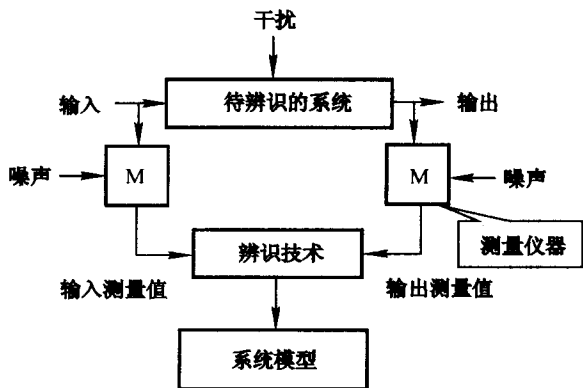


图 1.10 描述系统辨识问题的框图

以线性差分方程为例,介绍单变量时不变线性离散系统的差分方程表达式。参照图 1.10 的方块图,表示输入 $u(k)$ 与输出 $y(k)$ 关系的一般 n 阶差分方程是

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) = b_0 u(k) + b_1 u(k-1) + \dots + b_n u(k-n)$$

或

$$y(k) + \sum_{j=1}^n a_j y(k-j) = \sum_{j=0}^n b_j u(k-j) \quad (1.14)$$

式中: k 是整数时间附标; a_j 和 b_j 是常系数。

理论证明,描述动态系统模型的各种形式相互之间的关系具有唯一性。因此,一旦获得表达式的一种特定形式,就可以认为该线性系统被完全辨识了。

2. 参数估计的最小二乘法

在实现系统辨识的基本步骤中,第 3 步,也就是参数辨识这一环节是系统辨识的一个核心内容。有许多众所周知的参数估计方法,已经成功地应用于辨识问题,它们包括极大似然法、最小二乘法、互相关法、辅助变量法和随机逼近法。由于许多重要的原因,我们主要依靠了最小二乘法。

最小二乘法给我们提供一种数学方法,用这种方法,模型能在最小误差平方的意义上对实验数据实现最好的拟合。假定一个变量 y 与一个 n 维变量 (x_1, x_2, \dots, x_n) 有线性关系,即

$$y = \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n \quad (1.15)$$

式中: $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 是一组未知的参数(常数)。我们希望通过在不同时刻测取的各变量的值来估计这些未知数的值。

我们假设在时刻 t_1, t_2, \dots, t_m 已经取得关于 y 和 x 两者的 m 次观测结果的序列,并且我们用 $y(i)$ 和 $x_1(i), x_2(i), \dots, x_n(i)$ ($i=1, 2, \dots, m$) 表示实测数据。现在我们可以通过下列 m 个线性方程的方程组显示出这些数据之间的关系

$$y(i) = \theta_1 x_1(i) + \theta_2 x_2(i) + \dots + \theta_n x_n(i) \quad (1.16)$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

在统计学的文献中,方程(1.16)称为回归函数,而 θ_j ($j=1, 2, \dots, n$) 是回归系数。

方程组(1.16)可以方便地排列成简明的矩阵形式

$$Y = X\theta \quad (1.17)$$

式中:

$$Y = \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(m) \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} x_1(1) \cdots x_n(1) \\ x_1(2) \cdots x_n(2) \\ \vdots \\ x_1(m) \cdots x_n(m) \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix}$$

定义误差向量 $\epsilon = (\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m)^T$ 且令

$$\epsilon = Y - X\theta \quad (1.18)$$

现在我们以这样一种方式选择 θ , 就是使准则 J

$$J = \sum_{i=1}^m \epsilon_i^2 = \epsilon^T \epsilon \quad (1.19)$$

趋于最小。为实现求最小值,我们可以把式(1.18)代入到式(1.19)中,然后求 J 对于 θ 的导数并令结果为零,以此作为确定能使 J 为最小的估计值 $\hat{\theta}$ 的条件。于是我们得到最终推导

出的 θ 值求解算式

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (1.20)$$

这个结果称为 θ 的最小二乘估计量 (LSE)。我们可以证明, 在 ϵ 为白噪声的情况下, 最小二乘估计量 (LSE) 是无偏的、有效的和一致的。

实际的系统中, 当最新实验数据连续不断地补充时, 我们希望直接利用新的信息来改善我们的参数估计值, 这就涉及到基本最小二乘的递推算法。用递推公式, 能逐步更新估计值, 而不必重复地计算方程 (1.20) 的矩阵解, 因为方程中的矩阵求逆是非常费时间的。这种递推解法步骤往往称之为序贯估计或在线估计。它的具体公式如下:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(m+1) = & \hat{\theta}(m) + P(m)x(m+1) \cdot [1+x^T(m+1)P(m)x(m+1)]^{-1} \\ & \cdot [y(m+1) - x^T(m+1)\hat{\theta}(m)] \end{aligned} \quad (1.21)$$

其中, 矩阵 $P = (X^T X)^{-1}$ 称为信息压缩矩阵。根据递推公式, 新的估计值是对老的估计值作修正的结果, 见式 (1.21) 中的 $[y(m+1) - x^T(m+1)\hat{\theta}(m)]$ 。修正的依据是估计输出与实际输出的差, 还加了权。注意, 修正值 $[1+x^T(m+1)P(m)x(m+1)]^{-1}$ 是一个标量。

3. 用最小二乘法辨识线性动态系统模型

考虑用一个 n 阶常系数差分方程来描述动态系统:

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) = b_0 u(k) + b_1 u(k-1) + \dots + b_n u(k-n) \quad (1.22)$$

假设该系统阶数是 n , 并且是在稳态运行中。给定 n 的值和输入—输出测量值 $\{u(k), y(k)\}$ ($k=1, 2, \dots, N+n$), 要求估计出常系统参数 a_i 和 b_i 。

我们将要通过把输入—输出数据拟合为系统方程来解决上述问题, 以便在最小平方误差意义上选择最好的参数值。首先, 我们把方程 (1.22) 写成下列形式

$$y(k) = - \sum_{i=1}^n a_i y(k-i) + \sum_{i=0}^n b_i u(k-i) + e(k)$$

其中, 考虑到拟合误差而引入 $e(k)$ 项。在线性回归理论中, $e(k)$ 称为残差。定义 $2n+1$ 维输入—输出向量 $x(k)$ 为

$$x(k) = [-y(k-1), \dots, -y(k-n), u(k), \dots, u(k-n)]^T$$

$2n+1$ 维参数向量 θ 为

$$\theta = [a_1, \dots, a_n, b_0, \dots, b_n]^T$$

这样, 利用数据 $\{y(k), u(k)\}$ ($k=1, \dots, (N+n)$), 我们能建立 N 个方程的方程组

$$Y = X\theta + e \quad (1.23)$$

式中: $Y = [y(n+1), y(n+2), \dots, y(n+N)]^T$

$$e = [e(n+1), e(n+2), \dots, e(n+N)]^T$$

$$X = \begin{bmatrix} X^T(n+1) \\ X^T(n+2) \\ \vdots \\ X^T(n+N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -y(n), & \dots, & -y(1), & u(n+1), & \dots, & u(1) \\ -y(n+1), & \dots, & -y(2), & u(n+2), & \dots, & u(2) \\ \vdots & & & & & \\ -y(n+N-1), & \dots, & -y(N), & u(n+N), & \dots, & u(N) \end{bmatrix}$$

如果建立了向量方程 (1.23), 其中 Y 和 X 是给定的, 我们就能在最小二乘的意义上方便地估计参数向量 θ 。也就是前面介绍过的最小二乘估计值 $\hat{\theta}$

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (1.24)$$

同样, 我们可以根据 $\hat{\theta}$ 的统计特性来验证这一估计量是无偏的、有效的和一致的。该系统