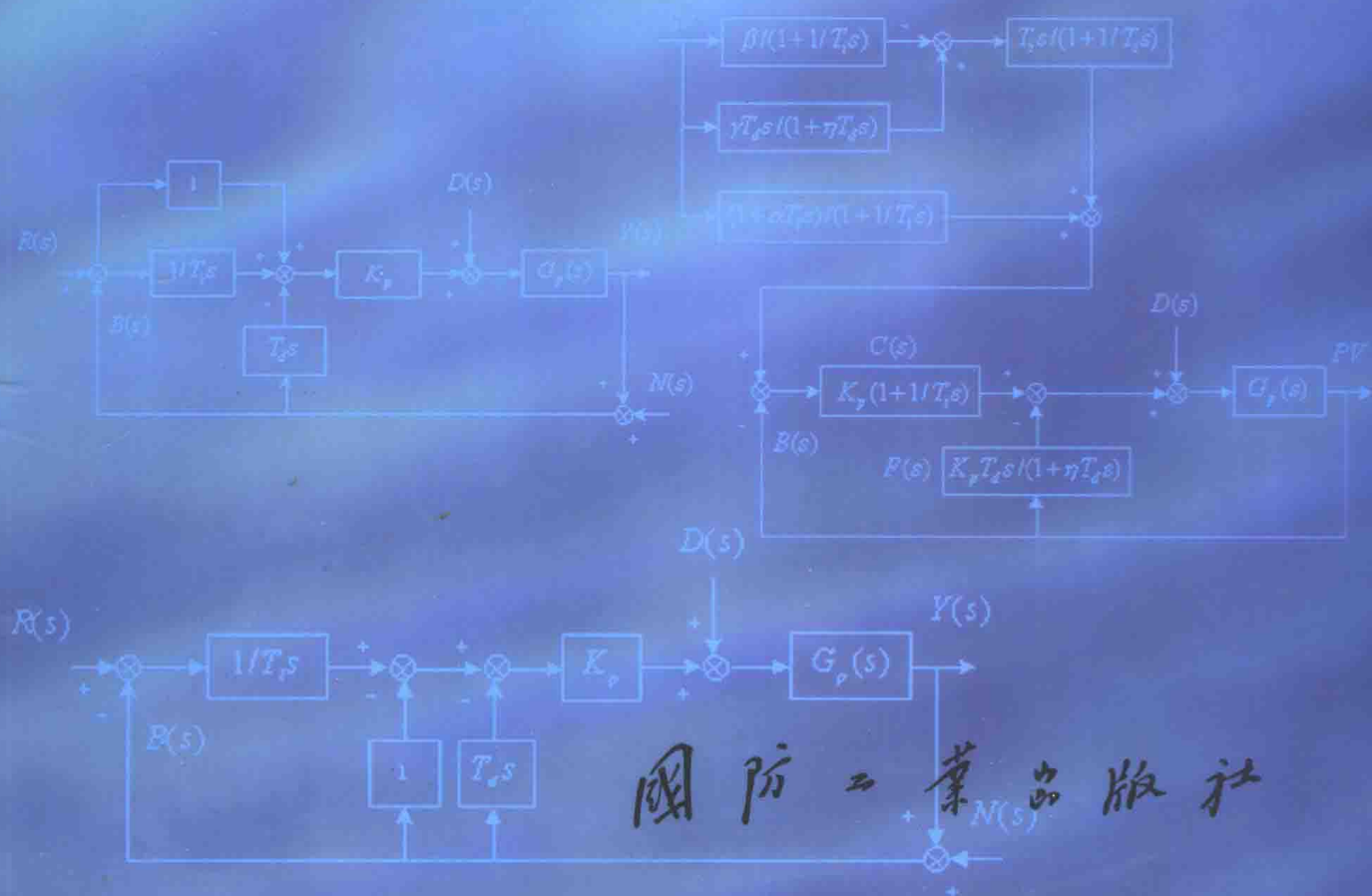


应用

先进控制技术

高东杰 谭杰 林红权 编著

**YINGYONG XIANJIN
KONGZHI JISHU**



国防工业出版社

现代控制实用新技术丛书

应用先进控制技术

高东杰 谭杰 林红权 编著

国防工业出版社

·北京·

图书在版编目(CIP)数据

应用先进控制技术/高东杰等编著. —北京:国防工业出版社,2003.1

(现代控制实用新技术丛书)

ISBN 7-118-02991-2

I. 应... II. 高... III. 自动控制系统
IV. TP273

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2002)第 084516 号

国防工业出版社 出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号)

(邮政编码 100044)

新艺印刷厂印刷

新华书店经售

*

开本 787×1092 1/16 印张 14 $\frac{3}{4}$ 333 千字

2003 年 1 月第 1 版 2003 年 1 月北京第 1 次印刷

印数:1-4000 册 定价:26.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

前 言

上个世纪控制理论和控制技术取得了飞速发展,以 Kalman、Pontryagin 和 Belman 三位学者为代表的控制科学家奠定了以状态空间、极大值原理和动态规划为核心的现代控制理论,在航空、航天以及军事科学技术领域的应用取得了巨大的成功。然而这一时期的现代控制理论和方法要求精确的数学模型和复杂的数值计算,在工业过程控制中难以推广应用。为此,国内外控制科学家、控制技术专家和工程师进行了不懈的努力,以 Astrom、Zadeh、Rosenbrok、Morari、Zames、Doyle 等为代表的控制学者和控制专家们为工业过程控制提出了新的控制理论和技术。自适应控制、自整定控制、专家控制、模糊控制、内模控制、模型预测控制(MPC)、多变量解耦控制、鲁棒控制等已经在工业过程控制中得到了成功的应用,其中自整定控制、预测控制、模糊控制、内模控制和专家控制等获得了较广泛的应用,尤其是模型预测控制技术在工业控制领域中取得了极大成功,获得了很大的经济效益。预测控制几乎成了先进控制的代名词。

模型预测控制技术最初是为了满足石油工业和电力系统的需要,发展至今,已在石油加工、化工、食品加工、冶金和造纸等工业中得到了广泛应用。先进控制技术一般来说都需要复杂的数值计算,是依赖于计算机的,可以说没有计算机就没有现代控制技术的应用。计算机硬件和软件技术的发展,促进了 DCS(集散控制系统)和 PLC(可编程控制器)的发展,使得现代控制技术的实现有了强有力的硬件和软件平台,因此,先进控制技术必将在工业各领域中获得普遍的应用。然而,现代控制理论和先进控制技术与实际应用仍然有很大的脱节,真正在工业控制中应用的仍然十分有限,让更多的人掌握先进控制知识,了解先进控制在工业中的应用情况,是解决这一问题的办法之一。

本书不是一本专门的控制理论教科书,而是主要面向控制技术应用人员,介绍新型控制技术,尽量介绍实际应用技术和知识。书中的内容一部分是介绍作者所在单位科研人员研究开发的新方法;另一部分是介绍国内外控制理论专家、学家和工程技术人员的 application 研究成果及经验。

书中第 1 章建模与辨识技术。介绍一些简单可行的过程建模和系统辨识的知识和方法,重点介绍连续时间传递函数的新型实用的辨识方法,该方法可通过过程的阶跃响应实验数据,直接辨识连续时间传递函数的参数,如一阶滞后传递函数的增益、时间常数和滞后时间。该方法简单、可靠、鲁棒性强。

第 2 章新型基础控制技术。重点介绍内模控制、内模 PID(比例、积分和微分)控制、鲁棒 PID 控制、模糊 PID 控制和二自由度 PID 控制等新型 PID 控制器设计方法。这些方法是基于内模控制、鲁棒控制和模糊控制技术的新的 PID 控制器设计方法,该设计方法比较简单、鲁棒性强。还介绍了新型非线性液位控制方法以及加热支路平衡控制方法,这些方法属于所谓中间控制器范围,是一些先进控制技术实现的基础。

第3章先进控制技术。重点介绍统一预测控制方法,其他方法已经有比较多的文献介绍。预测控制从提出至今,已出现了很多种预测控制器,每种控制器都有其特性,但是这些细微的区别却能导致性能完全不同的闭环系统,对于设计者来说,难以进行比较,而且开发费用昂贵。在这种情况下,需要一种设计控制器的统一的方法。这种方法有两个目的:一是每个问题的设计可以在同样的一个框架下进行;另一个就是降低设计的费用。这就是统一预测控制的出发点。另外本章引用了 S. Joe Qin 关于模型预测控制技术的工业应用的资料,介绍了工业模型预测控制的发展历程和特点以及模型预测控制技术的工业应用和新一代的 MPC 技术,很有参考价值。本章最后介绍了一种属于新一代的先进控制技术:基于混合逻辑动态系统的预测控制,主要介绍 Morari 为首的研究中心的工作,有望成为新一代的预测控制技术之一。

第4章模糊控制与智能控制技术。重点介绍了模糊控制、专家控制、仿人智能控制以及新出现的隶属云模型与隶属云控制器。模糊控制部分除了介绍模糊数学和基本模糊控制器的设计外,着重介绍了模糊自组织控制、模糊监督控制和模糊预测控制技术及其应用实例。将模糊数学与预测控制相结合是一种好的控制思想,控制工程师可以充分利用模糊模型不依赖于精确数学模型的特点,为过程模型难以精确建立的复杂系统控制提供一条另外的解决途径。模糊数学主要用来处理不确定信息,但隶属函数本身是一根精确的函数曲线,存在一定程度上的“精确”嫌疑,而隶属云则将隶属度描述为始终处在细微变化之中的、但符合统计学意义上的分布规律的离散的“云状”区域,这个特点在一定程度上更符合社会和自然科学中的大量模糊概念。专家控制主要介绍了直接与间接专家控制系统的基本结构和原理。最后简单介绍了仿人智能控制的基本概念和结构。

本书绝大部分内容由中国科学院自动化研究所的高东杰、谭杰和林红权编写。书中介绍的连续时间传递函数的新型实用辨识方法、鲁棒 PID 控制、非线性液位控制、基于混合逻辑动态系统的预测控制等内容很多是本所已毕业的研究生、在研博士生及科研人员的工作成果。他们是副研究员岳红博士、已毕业赴美读博的王修中硕士和郭方路硕士、李秀改博士生,对他们的工作表示感谢。本书也引用了很多国内外专家、学者、科技人员的著作、文章、研究报告等文献资料的内容,正是他们的出色工作,才极大地丰富了本书的内容。在这里作者对他们的科研工作表示敬意和感谢,感谢他们对控制科学和技术所做出的贡献,有幸将他们的科研成果和经验介绍给大家。在本书编写过程中,本所综合自动化工程中心的其他科研人员和研究生给予了大力支持。在这里一并表示感谢。

由于编者水平有限,经验不足,时间仓促,书中的缺点错误在所难免,敬请广大读者和专家们不吝批评指正。

目 录

第 1 章 建模与辨识技术	1
1.1 引言	1
1.2 系统辨识技术简介	3
1.3 最小二乘估计算法	3
1.4 过程对象动态特性的简易实用识别方法	6
1.5 一阶、二阶加滞后连续模型直接辨识算法	8
1.5.1 一阶加滞后传递函数模型的直接辨识	8
1.5.2 工业过程开环模型辨识步骤	10
1.5.3 二阶加滞后传递函数模型的直接辨识	12
1.5.4 二阶加零点模型的直接辨识算法	15
1.5.5 工业对象模型辨识应用实例	19
1.6 一阶加滞后模型辨识的 MATLAB 程序	20
第 2 章 新型基础控制技术	22
2.1 新型 PID 控制技术	22
2.1.1 内模控制(IMC)	22
2.1.2 内模 PID(内模控制 IMC-PID)	26
2.1.3 稳定过程的 IMC-PID 控制器设计总结	32
2.1.4 具有零点的过程反馈控制设计	33
2.1.5 不稳定过程的 IMC-PID 控制器设计	35
2.1.6 非稳定过程基于 IMC 的 PID 控制器设计总结	38
2.1.7 鲁棒 PID 控制器设计	39
2.2 模糊 PID 控制器及其参数整定	43
2.2.1 模糊 PID 控制器	43
2.2.2 模糊 PID 控制器参数的整定	46
2.3 非线性液位控制器	55
2.3.1 均匀液位控制问题的数学描述	55
2.3.2 控制方案	56
2.3.3 实施要点与现场运行	59
2.4 加热支路平衡控制器	60
2.5 二自由度 PID 控制器	62
2.5.1 控制方案的变形	63
2.5.2 二自由度 PID 控制器	67

第 3 章 先进控制技术	70
3.1 先进控制技术简介.....	70
3.2 统一预测控制(UPC)	71
3.2.1 过程模型和预测.....	72
3.2.2 目标函数.....	86
3.2.3 预测控制律.....	87
3.2.4 参考轨迹.....	93
3.2.5 设计参数综述.....	93
3.3 模型预测控制技术的工业应用.....	95
3.3.1 工业模型预测控制的发展历程和特点.....	95
3.3.2 商业化 MPC 的关键技术	100
3.3.3 新一代的 MPC 技术	108
3.3.4 结论	108
3.4 基于混合逻辑动态系统的预测控制	111
3.4.1 混杂系统研究的发展、现状和研究热点.....	111
3.4.2 MLD 建模方法	112
3.4.3 基于 MLD 的模型预测控制	120
3.4.4 仿真实例	122
3.4.5 MLD 预测控制稳定性分析.....	126
第 4 章 模糊控制与智能控制技术	129
4.1 模糊控制技术简介	129
4.2 模糊控制的数学基础	132
4.2.1 模糊集合及其运算	132
4.2.2 模糊关系及其合成	138
4.2.3 模糊逻辑与推理	141
4.3 模糊控制器的结构与设计的	144
4.3.1 模糊控制器的基本结构	144
4.3.2 模糊化	145
4.3.3 去模糊	146
4.3.4 知识库	147
4.3.5 推理机	150
4.3.6 模糊控制表	151
4.3.7 一个应用实例	154
4.3.8 一种通用模糊控制算法软件及其应用实例	158
4.4 自组织模糊控制器	161
4.5 模糊监督控制	164
4.5.1 概述	165
4.5.2 设计方法	167
4.6 模糊预测控制	172

4.6.1	概述	172
4.6.2	以过程预测信息为核心的模糊预测控制	173
4.6.3	应用实例	177
4.6.4	以模糊决策优化为核心的模糊预测控制	180
4.6.5	仿真实验	184
4.6.6	模糊预测控制的总结	185
4.7	隶属云与隶属云控制器	186
4.7.1	引言	186
4.7.2	隶属云的定义及其数字特征	186
4.7.3	隶属云发生器	188
4.7.4	隶属云发生器的实现	189
4.7.5	一个实验研究	191
4.8	专家系统与专家控制	192
4.8.1	专家系统	192
4.8.2	专家控制系统概述	195
4.8.3	专家控制系统的结构与原理	196
4.8.4	专家控制器	197
4.8.5	专家控制系统的类型	199
4.9	直接专家控制系统	200
4.9.1	直接专家控制系统的基本结构	200
4.9.2	直接专家控制系统的设计原则	201
4.9.3	直接专家控制系统实现	203
4.10	间接专家控制系统	208
4.10.1	专家整定PID控制系统	208
4.10.2	协调型专家监控系统	212
4.11	仿人智能控制	216
4.11.1	仿人智能控制的基本思想	217
4.11.2	仿人智能控制系统的基本概念和结构	217
4.11.3	一个简单实例——仿人智能开关控制器	220
参考文献		221

第1章 建模与辨识技术

1.1 引言

过程控制技术的研究与应用,需要了解过程的静态和动态特性,建立过程的静态与动态模型。下面从过程控制的角度简单介绍静态和动态模型。

1. 静态模型

所有的过程研究都应从确定静态过程模型开始。静态模型可用静态过程特性曲线表示,它给出了过程输入和输出信号之间的稳态关系。

静态过程模型的用途:

- (1) 决定过程控制信号的作用范围,使得过程输出在期望的范围内变化;
- (2) 确定执行器的尺寸;
- (3) 选择传感器的分辨率;
- (4) 评估静态增益的变化。

静态模型获取方法:

- (1) 通过开环阶跃响应实验方法,当响应稳定时,可获得过程输入输出的增益;
- (2) 闭环实验法,确定一个给定值后保持不变,在系统稳态时测量相应的控制变量,实验在整个设定值范围反复进行;
- (3) 若实际不允许在整个运行范围实验,则可以在小的范围内施加小的摄动信号,这时实验必须进行很长的时间,才能获得过程的静态模型。

通过上述的实验可获得过程控制的难易程度,如可以了解过程的稳定性如何,是否有许多干扰存在等。

2. 过程噪声

当控制信号不变时,可以很容易通过记录过程的输出信号确定过程的干扰。记录的信号包括测量和扰动两部分内容。有很多复杂的方法,如时间系列分析、频谱分析等,可以用来确定过程的噪声特性。噪声特性的粗略估计可以简单地通过测量误差信号的峰—峰值及零交叉之间的平均时间间隔得到。

3. 动态模型

静态模型告诉我们输入和输出信号之间的静态关系。动态模型给出输入输出信号之间瞬态过程的关系。很显然,获取动态特性更困难,然而,在讨论控制问题时动态模型更重要。在过程控制中,大多数使用线性时不变系统。当过程偏离平衡点的变化很小时,控制系统的动态行为就可以用线性时不变模型来描述。系统是线性的意味着可使用叠加原理。即,如果输入 u_1 产生输出 y_1 ,输入 u_2 产生输出 y_2 ,那么输入 $au_1 + bu_2$ 将产生 $ay_1 + by_2$ 。如果系统的动态特性不随时间变化,则系统称为时不变。线性时不变系统的一个

非常好的特点是:对任意输入的响应可完全用一个简单信号响应的线性组合来表征。

一个系统可用很多不同的信号来表征。大致说来,可区分为瞬态响应和频率响应。在一个控制系统中,一般仅处理两种信号:控制信号和测量变量。控制信号仅处理这两个信号之间的关系。测量变量理论上应与我们感兴趣物理过程变量紧密相关。由于构造精密的传感器是很困难的,在真实过程变量和传感器之间存在动态特性。例如,温度传感器有一个时间延迟。也可能存在测量噪声和其他不完善的地方。在执行器中也可能存在明显的动态特性。为实现好的控制,必须认识过程特性的物理起因,由此来判断测量变量的一个好的响应是否实际对应一个物理过程变量的好的响应。

4. 瞬态响应

在瞬态响应分析中,系统动态可用对简单信号的响应来描述。这个特殊信号的选择应在实验中容易产生。典型的信号有阶跃、脉冲、脉动信号等。根据叠加原理,信号幅值可以标准化。例如,一般考虑具有单位幅度的阶跃响应就足够了。如果 $s(t)$ 是一个阶跃响应,则对任意一个输入信号 $u(t)$ 的输出 $y(t)$ 为

$$y(t) = \int_{-\infty}^t u(\tau) \frac{ds(t-\tau)}{d\tau} d\tau = \int_{-\infty}^t u(\tau) h(t-\tau) d\tau$$

式中, $h(t)$ 为脉冲响应,是阶跃响应的时间导数。

阶跃响应也叫反应曲线,脉冲响应分析在医学和生物学中经常使用,在过程控制中不太常用。斜坡响应分析也不常用,其中一个应用是确定 PID 控制器的微分部分。在过程控制中,阶跃响应是最常用的瞬态过程,主要用于过程辨识,这主要是由于阶跃信号最容易产生。

5. 频率响应

表征线性时不变系统动态特性的另一个方法是使用正弦波作为试验信号。动态特性可通过研究正弦波如何在一个系统进行传播来表征。

对一个稳定的线性系统,如果对系统输入正弦波信号,则输出信号在一个瞬态过程之后也是正弦波,其频率与输入信号相同,仅相位和幅度不同。这表明在稳态条件下,输入输出之间的关系可用两个数字:输出和输入幅值的商(a)和输入输出信号之间的相位(φ)来描述。函数 $a(\omega)$ 和 $\varphi(\omega)$ 描述了各频率下的 a 和 φ 。一般将 a 和 φ 看做一复数的幅值和幅角,即

$$G(i\omega) = a(\omega)e^{i\varphi(\omega)}$$

函数 $G(i\omega)$ 称为系统的频率响应函数。 $a(\omega) = |G(i\omega)|$ 、 $\phi(\omega) = \arg(G(i\omega))$ 分别为幅值函数、相位函数。复数 $G(i\omega)$ 可用一个长度为 $a(i\omega)$ 及其与实轴的夹角 $\varphi(i\omega)$ 的向量来表示。当频率从 0 到 ∞ 变化时,向量终点在复平面上描绘一条曲线,称为频率曲线或奈奎斯特(Nyquist)曲线。Nyquist 曲线给出系统一个完整的描述,它可以通过给系统输入不同频率的正弦信号实验确定。

6. 阶跃响应

一个过程的动态特性可由过程对阶跃信号的响应来确定。假设一个带有控制器的控制环,阶跃响应试验可如下进行:

- (1) 等待过程进入平稳状态;

- (2) 设置控制器为手动方式;
- (3) 快速改变控制变量,例如通过递增/递减按钮;
- (4) 记录过程变量,用其除以控制变量的变化,对过程变量进行标度。

为获得最大的信噪比,控制量的变化应尽可能地大。其限制范围可由允许的过程运行范围来设定。当控制信号稳定时,记录测量信号的波动可以给出有关过程噪声的数据。

用不同的输入信号幅度在不同的操作条件下重复进行试验,可以得到模型为线性时的信号范围,也可以了解过程是否随运行条件变化。

1.2 系统辨识技术简介

关于什么是系统辨识,我们引用系统辨识的权威学者瑞典的 Lennart Ljung 教授的一段描述:“由观测推断模型并研究其规律,这就是科学。各个模型(“假设”、“自然规律”、“范例”等)各有其特点,但它们均有一个基本属性,即它们是把观察联系在一起组成的一种模式。系统辨识是处理用系统的观测数据建立系统动态数学模型的问题,这一主题具有科学方法论的基本属性。因为动态系统在我们周围比比皆是,所以系统辨识方法有着广泛的应用领域。”

系统辨识的求解过程有一个自然的逻辑顺序:首先收集数据,然后选定模型集,接下来从模型集中找出“最优”模型,最后对这个模型进行检验,如果通不过模型验证,则要再重复这一顺序。

系统辨识求解过程的3个基本要素:数据、候选模型集合和利用数据对候选模型进行评价的准则,一般叫“系统辨识三要素”。

系统辨识的方法很多,最基本、最常用的是最小二乘法、极大似然法和辅助变量法等。关于系统辨识理论和技术,有兴趣的读者可参考有关专著,例如:Lennart Ljung 教授的专著《系统辨识—使用者的理论》,清华大学方崇智、肖德云教授编著的《过程系统辨识》等。

数学模型的种类和用途很多,辨识方法也很多,本章从过程控制应用的角度考虑,主要介绍采用系统辨识技术中直接辨识过程对象的连续传递函数模型的新方法。作为学习新方法的准备,先介绍最小二乘法原理,然后介绍过程对象动态特性的简易实用识别方法,最后介绍直接辨识过程对象的连续传递函数模型的新方法。

1.3 最小二乘估计算法

最小二乘法是高斯(Karl Gauss)为完成他的行星运行轨道预测工作首先提出来的。此后,最小二乘法就成为通过实验数据估计参数的主要手段。虽然有一些其他估计方法可用,例如,极大似然法、贝叶斯法等,但最小二乘法在工程师和科学家中仍然是最有名的。它流行的原因在于,这种方法比其他方法较容易理解,并且不需要严谨的统计学知识,甚至,最小二乘法在其他方法已经失败的情况下,仍可提供解答。

由最小二乘法获得的估计值,也有着最佳的统计特性:即一致性、无偏性和有效性。实际应用表明,用于系统辨识的许多估计算法,都可用最小二乘法的步骤来解释。因此,把许

多辨识方法在最小二乘法的框架下统一起来是可能的。

1. 最小二乘法

最小二乘法提供一种模型参数的估计方法,使得到的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 与一组 n 维变量 (x_1, x_2, \dots, x_n) 有线性关系,即

$$y = \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_n x_n \quad (1-1)$$

其中 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 是一组常参数,这里假设 θ_j 是未知数,希望通过观测不同时刻的变量 y 和 x 值来估计这些未知数的值。

假设在时刻 t_1, t_2, \dots, t_m 已经取得关于 y 和 x 的 m 次观测结果的序列,用 $y(i)$ 和一组实测数据 $x_1(i), x_2(i), \dots, x_n(i), i = 1, 2, \dots, m$ 来表示,那么通过下面的 m 个线性方程的方程组可表示出这些数据之间的关系,即

$$\begin{aligned} y(i) &= \theta_1 x_1(i) + \theta_2 x_2(i) + \dots + \theta_n x_n(i) \\ i &= 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (1-2)$$

在统计学文献中,方程(1-1)称为回归函数, θ_j 是回归系数。方程组(1-2)可写成矩阵的形式,即

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} \quad (1-3)$$

其中

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

为了能估计 $\boldsymbol{\theta}$ 的 n 个参数,必须 $m \geq n$ 。如果 $m = n$,则 \mathbf{X} 为方阵。由方程(1-3),得

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{X}^{-1} \mathbf{y} \quad (1-4)$$

只要 \mathbf{X} 的逆阵存在,就可以惟一地求解 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 。 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 表示 $\boldsymbol{\theta}$ 的估计值。但是当 $m > n$ 时,一般不能严格地确定满足全部 m 个方程(1-2)的一组 $\boldsymbol{\theta}_j$ 值,因为随机测量噪声、模型误差,或两者的组合,可能使数据变得复杂化。因此可供选择的方法就是在最小误差平方的基础上确定 $\boldsymbol{\theta}$ 。定义误差向量 $\boldsymbol{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_m)^T$, 并设

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} \quad (1-5)$$

通过某种方式选择 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$,使下面的准则函数

$$J = \sum_{i=1}^m \varepsilon_i^2 = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1-6)$$

趋于最小。为实现求最小值,可将准则函数表示为

$$\begin{aligned} J &= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\theta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\theta}) \\ &= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} \end{aligned}$$

求 J 对于 θ 的导数并令结果为零,作为确定使 J 为最小的估计值 $\hat{\theta}$ 的条件。于是

$$\left. \frac{\partial J}{\partial \theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}} = -2\mathbf{X}^T\mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T\mathbf{X}\hat{\theta} = 0$$

得

$$\mathbf{X}^T\mathbf{X}\hat{\theta} = \mathbf{X}^T\mathbf{y} \quad (1-7)$$

进一步得

$$\hat{\theta} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y} \quad (1-8)$$

这个结果称为 θ 的最小二乘估计量。在统计学文献中,方程(1-7)称为正规方程, ε 称为残差。上面的最小二乘估计量是在准则函数 J 中对每个误差 ε_i 相等加权推导的结果,常称为普通最小二乘法。当允许对各个误差项不相等加权时,上述最小二乘法可以推广。令 \mathbf{W} 为期望的加权矩阵,那么加权误差准则成为

$$J_w = \boldsymbol{\varepsilon}^T\mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\theta)^T\mathbf{W}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\theta)$$

这里的 \mathbf{W} 限定为对称正定矩阵。求 J_w 对 θ 的极小值,可得加权最小二乘估计量 $\hat{\theta}_w$,即

$$\hat{\theta}_w = (\mathbf{X}^T\mathbf{W}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{W}\mathbf{y} \quad (1-9)$$

很明显,当 \mathbf{W} 选择为单位矩阵 \mathbf{I} 时, $\hat{\theta}_w$ 就简化为 $\hat{\theta}$ 。

2. 最小二乘估计量的统计特性

为了讨论方便,主要针对模型(1-5)讨论。其中向量 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 包括由测量噪声与建模误差引起的误差。于是我们得到有噪声干扰的系统方程

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\theta + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1-10)$$

这里假设 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 是具有零均值的平稳随机向量,即 $E[\boldsymbol{\varepsilon}] = 0$ (E 表示统计期望),此外, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 与 \mathbf{y} 和 \mathbf{X} 是不相关的。基于这些关于 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的假设,我们希望知道由方程(1-8)和方程(1-9)给出的参数估计值究竟多么好,或者究竟多么精确。

一般, $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\theta}_w$ 是随机变量,它们的精度可以通过许多统计特征,例如偏差、误差协方差、有效性和一致性而方便地确定。

首先证明 $\hat{\theta}$ 是无偏的,即 $E[\hat{\theta}] = \theta$ 。把方程(1-10)代入方程(1-8),得

$$\hat{\theta} = \theta + (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\boldsymbol{\varepsilon} \quad (1-11)$$

对方程两边取数学期望,并应用性质 $E[\boldsymbol{\varepsilon}] = 0$,可获得要求的结果

$$E[\hat{\theta}] = E[\theta] + E[(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T]E[\boldsymbol{\varepsilon}] = \theta$$

对于 $E[\hat{\theta}_w] = \theta_w$ 可得到类似的证明。

对应于估计误差 $(\hat{\theta} - \theta)$ 的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Psi} &= E\{(\hat{\theta} - \theta)(\hat{\theta} - \theta)^T\} \\ &= E\{[(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\boldsymbol{\varepsilon}][(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\boldsymbol{\varepsilon}]^T\} \\ &= (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^TE\{\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T\}\mathbf{X}(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1} \end{aligned}$$

定义误差向量 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的协方差矩阵是

$$R = E\{\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T\}$$

则

$$\boldsymbol{\Psi} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{R} \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$$

同理,也可以证明 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_w$ 的误差协方差为

$$\boldsymbol{\Psi}_w = (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{R} \mathbf{W}^T \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \quad (1-12)$$

如果令 $\mathbf{W} = \mathbf{R}^{-1}$, 则 $\boldsymbol{\Psi}_w$ 可大大简化, 即

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Psi}_w &= (\mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{R}^{-1})^T \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X})^{-1} = \boldsymbol{\Psi}_{MV} \end{aligned}$$

对应的估计量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_w$ 为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_w = (\mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{MV}$$

式中, 下标 MV (Minimum Variance) 表示最小方差。

1.4 过程对象动态特性的简易实用识别方法

有一些过程对象的动态特性常常用一些简单的方法就可以获得, 例如阶跃响应法、脉冲响应法等。下面介绍用阶跃响应识别一阶及积分对象的传递函数的图形法, 这个方法简单易行。

1. 不带纯滞后的一阶对象的传递函数

$$G(s) = \frac{K}{T_c s + 1}$$

式中: K 为过程的增益, T_c 为时间常数 (见图 1-1)。

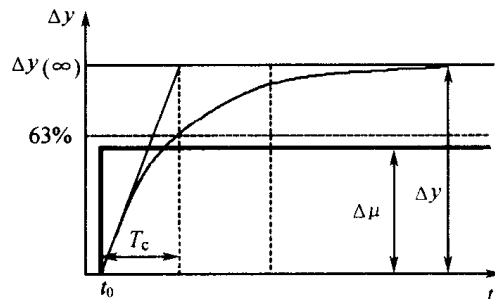


图 1-1 通过作图法用阶跃响应曲线求一阶对象传递函数

识别步骤如下:

- (1) 将控制打到手动方式, 通过手动使过程变量 PV (Process Variable) 稳定下来;
- (2) 使操作变量产生一个适当的阶跃变化, 即 Δu ;
- (3) 记录过程变量 PV 产生的变化, 直到稳定下来, 最终变化为 Δy ;
- (4) 将控制打到自动方式;
- (5) 在过程变量 PV 曲线上, 找到 63% Δy 点;

- (6) 记下操作变量阶跃变化时刻到 63% Δy 点的时间, 这个时间即为时间常数 T_c ;
- (7) 将过程变量 PV 产生的变化 Δy 转换成百分比 %, 例如 PV 的范围是 0 ~ 14 pH, PV 当前的变化是 2 pH, 则变化为 $(2/14 \times 100) = 14.28\%$;

(8) 过程的增益为 $K = \frac{\% \Delta y}{\% \Delta u}$;

(9) 得到过程传递函数为 $\frac{K}{T_c s + 1}$ 。

2. 具有纯滞后的一阶对象的传递函数

$$G(s) = \frac{K e^{-s T_d}}{T_c s + 1}$$

式中, K 为过程的增益; T_c 为时间常数; T_d 为时间滞后。

识别步骤同上, 但多了一个时间滞后 T_d , 可从图 1-2 所示的阶跃响应曲线得到。

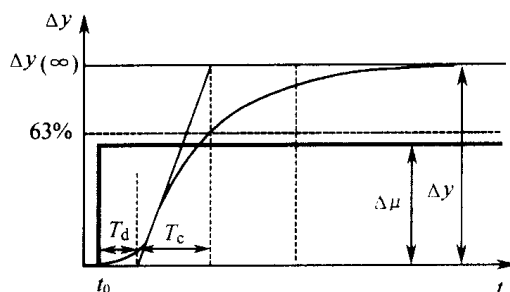


图 1-2 通过作图法用阶跃响应曲线求一阶滞后对象传递函数

3. 积分对象传递函数

$$G(s) = \frac{K}{s}$$

式中, K 为过程增益(见图 1-3)。

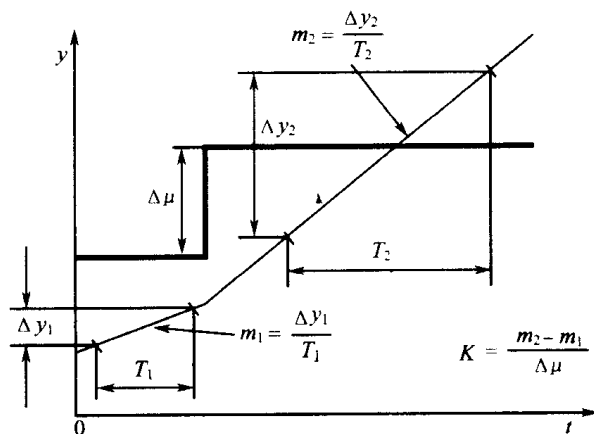


图 1-3 通过作图法用阶跃响应曲线求积分对象传递函数

识别步骤如下:

- (1) 将控制回路打到手动方式, 通过手动使过程变量 PV 稳定下来;
- (2) 将操作变量产生一个适当的阶跃变化, 即 Δu ;

- (3) 记录足够的过程变量 PV 测量数据后,将控制回路打到自动方式;
- (4) 计算操作变量阶跃变化前过程变量 PV 的斜坡 $m_1 = \Delta y_1/T_1$;
- (5) 计算操作变量阶跃变化后,过程变量 PV 的斜坡 $m_2 = \Delta y_2/T_2$;
- (6) 转换 PV 斜坡为百分比%,例如,如果 PV 的范围为 $0 \sim 10$ m,在 3 s 内 PV 的变化是 2 m,则斜坡为每秒 $(2/10 \times 100)/3 = 6.7\%$;
- (7) 过程增益是 $K = (m_2 - m_1)/\Delta u$ 。

1.5 一阶、二阶加滞后连续模型直接辨识算法

1.5.1 一阶加滞后传递函数模型的直接辨识

多数工业过程 PID 回路的控制对象具有线性、单调变化的特点,可用如下—阶加滞后 (FOFDT, First Order Plus Dead Time) 传递函数模型来近似,即

$$G(s) = \frac{K}{Ts + 1} e^{-\theta s} \quad (1-13)$$

式中, K 为过程稳态增益; T 为过程时间常数; θ 表示纯滞后时间。

实际上获取过程传递函数模型最常用、最方便的方法是阶跃响应试验法。在过程进入稳态后,加入适当幅度的阶跃激励信号,观察过程输出变化。根据阶跃响应数据可以得到对 K 、 T 和 θ 的估计。进行—阶加滞后模型阶跃响应辨识的一种常用的方法是面积法。该方法简单,对高频噪声也有一定的抗干扰能力,但是对阶跃响应试验的完整性要求较高,必须获得完全进入稳态的过程输出数据。对实际工业对象进行阶跃试验时,总是希望尽可能缩短扰动的持续时间,减少对正常操作的影响,控制要求较高的回路更是如此。因此,有时很难满足面积法所要求的条件,只能利用不十分完整的数据进行辨识。下面介绍一种新的基于最小二乘法的一阶加滞后传递函数模型的直接辨识方法,它有效地解决了实际过程中—阶模型阶跃响应辨识问题。

对式(1-13)所示的系统,假设在 $t = 0$ 时刻对零初始状态加入幅值为 a 的阶跃扰动输入 $u(t)$,在 t 时刻过程的瞬时输出为

$$y(t) = aK(1 - e^{-\frac{t-\theta}{T}}) + \omega(t), t \geq \theta \quad (1-14)$$

式中, $\omega(t)$ 为量测输出 $y(t)$ 中的白噪声。由式(1-14)得

$$e^{-\frac{t-\theta}{T}} = 1 - \frac{y(t)}{aK} + \frac{\omega(t)}{aK}, t \geq \theta \quad (1-15)$$

对式(1-14)进行从 0 到 τ 的积分运算,并将式(1-15)及 $y(\theta) = 0$ 代入,得

$$\begin{aligned} \int_0^\tau y(t) dt &= aK(t + Te^{-\frac{t-\theta}{T}}) \Big|_\theta^\tau + \int_0^\tau \omega(t) dt \\ &= aK[\tau - \theta - T \frac{y(\tau)}{aK}] + T\omega(\tau) - T\omega(\theta) + \int_0^\tau \omega(t) dt \end{aligned} \quad (1-16)$$

令

$$A(\tau) = \int_0^{\tau} y(t) dt \quad (1-17)$$

$$\delta(\tau) = T\omega(\tau) - T\omega(\theta) + \int_0^{\tau} \omega(t) dt \quad (1-18)$$

式(1-16)可整理为

$$A(\tau) = aK[\tau - \theta - T\frac{y(\tau)}{aK}] + \delta(\tau) \quad (1-19)$$

即

$$[a\tau - a - y(\tau)] \cdot \begin{bmatrix} K \\ \theta K \\ T \end{bmatrix} = A(\tau) - \delta(T), \tau \geq \theta \quad (1-20)$$

对于 L 组辨识数据, 即 $\tau = 1 \cdot T_s, 2 \cdot T_s, \dots, L \cdot T_s$, 方程(1-20) 构成线性方程组, 即

$$\Psi \Theta = \Gamma + \Delta \quad (1-21)$$

式中, T_s 为采样时间。

$$\Theta = [K \quad \theta K \quad T]^T \quad (1-22)$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} a \cdot m \cdot T_s & -a & -y[m \cdot T_s] \\ a \cdot (m+1) \cdot T_s & -a & -y[(m+1) \cdot T_s] \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a \cdot L \cdot T_s & -a & -y[L \cdot T_s] \end{bmatrix} \quad (1-23)$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} A[m \cdot T_s] \\ A[(m+1) \cdot T_s] \\ \vdots \\ A[L \cdot T_s] \end{bmatrix} \quad (1-24)$$

$$\Delta = \begin{bmatrix} -\delta[m \cdot T_s] \\ -\delta[(m+1) \cdot T_s] \\ \vdots \\ -\delta[L \cdot T_s] \end{bmatrix} \quad (1-25)$$

式中, m 为大于纯滞后时间的常数 ($mT_s \geq \theta$)。由方程(1-21) 可得参数 θ 的最小二乘估计为

$$\hat{\Theta} = (\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi^T \Gamma \quad (1-26)$$

一般情况下, 采用式(1-26) 可以得到满意的辨识结果。当过程存在较大的量测噪声时, 以上方法得到的辨识结果是有偏的, 因为此时的噪声信号 Δ 是零均值相关噪声, 而不是白噪声序列。引入辅助变量(IV, Instrumental Variable) 技术可以克服噪声影响。IV法的特点是: 即使过程测量输出含有统计特性未知的高噪声干扰, 辨识过程仍能获得渐进无偏的参数估计。IV法中的 Z 矩阵构造如下: