现代工业企业自动化丛书

计算机新型控制策略
及其应用

袁南儿 王万良 苏宏业 编著

周德泽 主审

清华大学出版社

(京)新登字 158 号

内　容　简　介

本书从工程应用出发,深入浅出地介绍了一系列在工业控制中行之有效的计算机控制策略,评述了它们的基本思想、主要特点和适用范围,具体介绍了专家控制、预测控制、鲁棒控制、自校正控制、模糊控制及神经网络控制等新型控制策略,给出了多个工程应用实例以使读者了解具体的实现途径。

本书主要对象是自动化及相关领域的工程技术人员,特别是他们进行知识更新和继续工程教育时,更是一本有益的参考书。本书也可作大专院校工业自动化、自动控制、计算机应用、机电一体化、仪器仪表等专业的本科生、研究生及教师的教科书及教学参考书。

图书在版编目(CIP)数据

计算机新型控制策略及其应用/ 袁南儿等编著 . - 北京:清华大学出版社,1998
(现代工业企业自动化丛书)
ISBN 7-302-02921-0

Ⅰ. 计…　Ⅱ. 袁…　Ⅲ. 计算机控制-基本知识　Ⅳ. TP273

中国版本图书馆 CIP 数据核字(98)第 08605 号

出版者: 清华大学出版社(北京清华大学校内,邮编 100084)
　　　　因特网地址: www .tup .tsinghua .edu .cn
印刷者: 昌平环球印刷厂
发行者: 新华书店总店北京科技发行所
开　本: 787×1092 1/ 16　印张: 11　字数: 257 千字
版　次: 1998 年 6 月第 1 版　1998 年 6 月第 1 次印刷
书　号: ISBN 7-302-02921-0/ TP·1548
印　数: 00014000
定　价: 14.50 元

《现代工业企业自动化丛书》编委会

序

当今世界先进工业国家正处于由“工业经济”模式向“信息经济”模式转变的时期，其中技术进步因素起着极为重要的作用，它在经济增长中占70%～80%。“以高新技术为核心，以信息电子化为手段，提高工业产品附加值”已经成为现代工业企业自动化重要的发展目标。从我国经济发展史来看，其工业经济增长主要是依靠投入大量资金和劳动力来实现的，尚未充分发挥技术进步在工业经济增长中的“二次效益倍增器”的作用。“如何加快发展电子信息技术、调整产业结构，适应世界经济发展需求”是当前我国工业企业自动化界研究的重要课题之一。

工业自动化是一门应用学科，它主要包括单机系统自动化、工业生产过程自动化和工业系统管理自动化等三个方面。企业自动化包括企业生产管理信息电子化、信息处理的自动化以及网络化。现代工业企业自动化涉及到自动化技术、计算机技术、通信技术、先进制造技术和管理学等诸多学科，它需要各学科的专家和工程技术人员通力合作，从而形成“多专业知识与技术集成”的现代工业自动化发展思路。目前工业企业自动化系统主要呈现开放性、集散性、智能性和信息电子化与网络化的特点。在现代工业企业自动化中，计算机控制技术充当了极为重要的角色，它是计算机技术和控制理论有机的结合。自动控制理论的发展是伴随着被控制对象的复杂性、不确定性等因素的研究成果而发展的，它由经典控制理论(频域方法)和现代控制理论(时域方法)发展到第三代控制理论——智能控制理论。计算机控制系统分为数据采集与处理系统、计算机在线操作指导控制系统、直接数字控制系统、监督控制系统、分级控制系统和集散控制系统以及分布式智能控制系统。从当前计算机技术和自动控制技术发展状况来看，高性能工业控制机系统、智能控制系统和基于网络系统的虚拟企业自动化系统将是未来工业企业自动化的重要发展方向。

从系统工程的角度来看，工业自动化技术研究与应用过程分为三个阶段：自动化技术研究阶段、科研成果向实用转化阶段和产品应用阶段。经过我国科技工作者半个世纪卓有成效的研究，在自动化技术研究与应用方面取得可喜的成绩，并给我国的工业自动化事业带来了深刻影响和变革，产生了巨大的社会和经济效益，其中有的技术已经接近或达到世界先进水平，但从应用以及成果向产品的转化的总体发展角度来看，仍存在着一些问题，仍需花大力气进一步探索和研究。例如，我国在工控机及其配套设备的生产方面尚需进一步构成规模经济；建立并发展企业网络及其协议和数据库集成技术，为全面实现我国“金企工程”提供技术和手段；开发系列的工控机软件包、实时操作系统，以提高工控机系统的总体水平；充分运用以工控机为核心的电子信息技术来改造我国各类传统工业的工装设备及产品；在我国的部分现代企业中大力倡导推行MIS，MRP-Ⅱ和CIMS/CIPS以及信息网络系统，以提高企业管理水平和竞争能力等。在20世纪40年代，计算机刚问世

不久,它的应用除在军事、政要部门之外,主要是在各传统工业领域的应用。在 60 年代～70 年代,各国的工业计算机应用极为普遍,促进了其工业企业自动化高速发展,而我国的工业企业自动化非但没有大踏步前进,反而停滞不前。到了 90 年代这个问题就显得十分严重了,因此我们必须“补上这一课”。我们编写了《现代工业企业自动化丛书》(以下简称《丛书》,目前暂定 42 册,并根据实际需要不断增加新的书目),该《丛书》内容既包括工业生产过程自动化,又包括现代企业管理自动化技术,如基于总线工控机系统、工程数据库、CIMS/CIPS 以及企业网络技术等。其编写原则为:“理论与实践密切结合,为实现工业企业自动化提供典型示范系统”。编委会特邀请了国内在该领域有扎实理论基础和富有实践经验的专家分别承担各分册的编审任务,以期在向读者展示国内外相关技术的最新成果和发展动态的同时,提供解决现代企业自动化的思路、方法、技术和设备等。

该《丛书》以工程技术人员为主要读者对象。我们相信该《丛书》的出版必将在推动我国工业企业自动化应用的普及和发展进程中起到积极的作用,为进一步提高我国工业企业自动化水平做出贡献。

清华大学出版社颇具魄力和眼光、高瞻远瞩,及时提出组稿这套《丛书》的任务,他们为编好《丛书》做了认真、细致的准备工作,并为该丛书的出版提供了许多有利的条件,在此深表谢意。同时对于参加各分册编审任务的专家、学者所付出的艰辛劳动表示衷心感谢。编审《丛书》的任务十分繁杂而艰巨,加之时间仓促,书中出现疏漏、欠妥之处也是难免的,希望广大读者不吝赐教,以使我们逐步完善这个《丛书》系列。

中国科学院院士、上海交通大学教授

前　言

现代工业控制要求达到越来越高的设计目标,并在越来越复杂和不确定的环境下进行控制,以 PID 为核心的传统控制手段已难于适应。在这种生产实际的要求下,随着计算机技术特别是微处理机的发展,一系列新型控制方法应运而生。人们从应用数学、控制理论、工程实践等不同的角度和起点出发,对它们进行研究,成为十分活跃、经久不衰的热门领域。经过 20 多年的发展和应用,得到了许多优秀的结果,在工业控制中获得不少成功应用,证明了它们是计算机工业控制的主要手段,有广阔的发展前景。本书的目的,一是从工业应用出发,将这些种类繁多、涉及面广的新型控制策略予以归纳,介绍给读者,使之对计算机新型控制策略的全貌有一个系统的了解;二是对已在工业上获得成功应用的方法作较深入的介绍,使读者能掌握它们的主要思想、基本原理和设计方法;三是给出多个工程应用实例,以使读者了解具体实现的途径。本书中实例均已通过了正式鉴定并得到了成功的工业应用,其中,多数是本书作者及其同事们科研实践的经验总结和提高,另一些则取材于国内外一些学者的工作成果。

分析国内外有关资料,从工程应用角度出发,计算机新型控制策略主要包括有:自适应控制、变结构控制、预测控制、鲁棒控制、模糊控制、专家控制、神经网络控制以及遗传算法等。这些控制策略相互之间以及与各种传统控制策略之间渗透、交叉和结合,又形成各式各样的复合控制策略。在本书第 1 章中,对它们的基本思想、主要特点和适用范围进行了简要的评述,使读者从总体上有一个了解。其中,专家控制,作为智能控制的主要形式之一获得了较多的应用;预测控制,其深刻的思想内涵及在过程控制中的成效为人瞩目;鲁棒控制,其理论丰富但从工程应用上介绍它的专著甚少,故将这三部分内容分别在第 2,3,4 章中进行介绍。模糊控制作为一种应用面广、渗透力强的控制策略,自校正控制作为应用最为成熟的一种自适应控制,神经网络作为极富吸引力的新兴方向,这三部分在第 5 章中介绍。由于篇幅所限,其他的控制策略及更详细的内容,不能尽在本书之中。在讲述方法上,既强调工程应用,又不完全抛开必要的控制理论基础。力求深入浅出,讲清原理,着眼应用。

本书共分 5 章,袁南儿编写第 1,2 章,王万良编写第 3,5 章,苏宏业编写第 4 章。周德泽、诸静、俞立对全书作了审校。

由于作者水平有限,书中不足或缺点在所难免,恳请读者批评指正。

作　者

1997 年 11 月

目　　录

第 1 章　新型控制策略

1 .1　控制系统的构成

从工业应用的角度看,控制系统包括了单回路控制系统、多回路控制系统、集散控制系统(Distributed Control System, DCS)、计算机集成生产系统(Computer Integrated Process System, CIPS)以及新近迅速发展的集传感、控制、执行和网络于一体的现场总线控制系统。这几种系统今天和今后仍然共存于各个工业应用领域中。这些系统在结构、规模、作用、功能、应用场合等方面有着许多、甚至是很大的差别,但它们的组成和运行的普遍机制仍然是控制论的反馈控制原理。从信息处理和控制的角度看,控制系统可以看成由施控系统和被控系统两部分组成,并运行于一定的扰动和环境中。如图 1 .1 所示。

在工业应用领域内,被控系统包括单台机械或设备、生产线、生产过程、以及整个工厂和企业等。它们是接受物质流、能量流、信息流和资金流的对象,也称之为控制对象。施控系统产生控制作用以控制被控系统的物质流、能量流、信息流和资金流在规定的条件下以期望的或最优的方式运行。这里,“控制”的含义是广泛的,既包括通常意义下的闭环调节和伺服控制,也包括操作、指导、诊断、监督、优化、调度、计划、组织和管理等。施控系统和被控系统的划分应根据实际应用情况而定。例如,对一个生产过程采用三级计算机集散控制系统(图 1 .2),当考察的重点是对生产过程进行控制时,我们将生产过程划为被控系统,而三级计算机组成的系统就是施控系统;当考察的重点是过程管理级如何实现各设备间的协调和优化过程控制时,就应将第一级计算机及生产过程视为被控系统,而上面二级计算机及有关设备组成施控系统;当考察的对象仅是生产线上某台设备单元时,又会将这一设备单元看成被控系统,而将控制它的微型机看成施控系统。

图 1 .1　控制系统的组成

从应用的角度看,施控系统应包括传感、控制和执行三个部分。传感是获得被控系统的状态、输出和环境等方面信息的各种手段之总和,它包括测量物理变量的传感器—变送器,为获得某些不能用测量仪表测量的变量的软测量技术,以及多传感器信息融合技术等。执行则是产生施控系统最终输出信息的各种手段之总和,它可能是驱动部件(如调节阀、电机、继电器等),信息转换和通信部件(如与下级计算机的接口),显示、记录以及图、文、声等多媒体输出部件等。控制以计算机为主体,完成控制问题的求解,形成控制算法和控制策略,产生控制规律,它是控制系统的核心。抽象化后的控制系统如图 1 .3 所示。有时,特别是着重研究控制策略而不关心信息的获取以及控制输出的实现时,将传感简化

图 1 2　三级计算机控制系统例

成一个求差器,并将控制、执行合称为控制器,得到图 1 .4 的简化结构图。

图 1 .3　控制系统结构图　　　　图 1 .4　控制系统简化结构图

控制策略(狭义地也称控制算法)是控制器的核心。在工业应用和理论研究中,经过长期的发展和实践检验,形成了一些有代表性的控制策略。从它们的发展过程和应用特点出发,大体上可以分为三类:传统控制策略,现代控制策略及智能控制策略。在本章中,从物理概念上简要地介绍它们的基本思想,使读者在总体上对它们有一个把握。在下述各章中,再从工程应用的角度对它们进行较详细的研讨。

1 .2　传统控制策略

从模拟控制系统开始,到数模混合控制系统及计算机控制系统的长期发展过程中,形成了许多行之有效的控制方法,得到了广泛的应用。至今,它们仍活跃在各个工业领域中。特别是当它们和现代一些新兴的控制思想结合后,在解决实际工程问题中,更表现出强大的生命力。我们对它们冠以“ 传统 ”二字,主要指它们的历史悠久性和应用广泛性。以下介绍 PID 控制、Smith 控制和解耦控制三种主要的控制策略。

1 . PID(比例 - 积分 - 微分)控制

这是具有几十年应用经验的一种算法,无论在模拟调节或数字控制中,都得到了广泛的应用。其原理如图 1 .5 所示。到目前为止,大多数(有资料表明在 90%以上[1])工业控制回路仍采用各种形式的 PID 控制算法。这是因为该方法具有一系列优良的特点:

(1) PID 算法蕴涵了动态控制过程中过去、现在和将来的主要信息,而且其配置几乎最优。其中,比例(P)代表了当前的信息,起纠正偏差的作用,使过程反应迅速。微分(D)在信号变化时有超前控制作用,代表了将来的信息。在过程开始时强迫过程进行,过程结束时减小超调,克服振荡,提高系统的稳定性,加快系统的过渡过程。积分(I)代表了过去积累的信息,它能消除静差,改善系统静态特性。此三作用配合得当,可使动态过程快速、平稳、准确,收到良好的效果。图 1.5(b)表示了 PID 控制器的控制作用。

图 1.5　PID 控制器原理图

(2) PID 控制适应性好,有较强鲁棒性。对各种工业应用场合都可在不同的程度上应用。

(3) PID 算法简单明了,形成了完整的设计和参数调整方法。很容易为工程技术人员所掌握。

(4) 许多工业控制回路比较简单,控制的快速性和精度要求不是很高,特别是对于那些 12 阶的系统,PID 控制已能得到满意的结果。

(5) PID 控制根据不同的要求,针对自身的缺陷进行了不少改进,形成了一系列改进的 PID 算法。例如,为克服微分带来的高频干扰的滤波 PID 控制,为克服大偏差时出现饱和超调的 PID 积分分离控制,为补偿控制对象非线性因素的可变增益 PID 控制等等。这些改进算法,在一些应用场合得到了很好的效果。在一些低阶系统中,特别是伺服系统、电气传动系统中,PI 控制应用也很广泛。

正由于 PID 控制有上述许多优点,使它今天仍跻身于各种新型策略中并和它们结合,形成许多很有实用价值的复合控制策略。

PID 控制的显著缺点是不适用于有大时间滞后的控制对象,参数变化较大甚至结构也变化的控制对象,以及系统复杂、环境复杂、控制性能要求高的场合。

2. Smith 控制

1957 年 Smith 在研究具有时滞的系统控制时提出了这一方法[2]。工业过程中的许多对象具有纯滞后特性。例如,物料经皮带传送到秤体,蒸汽在长管道内流动至加热罐,都要经过一定的时间后才能将控制作用送达被控量,即有纯时间的滞后。这个时间滞后使控制作用不能及时得到反应,扰动作用不能及时被察觉,延误了控制,会引起系统的超调和振荡。分析表明,在这种系统中,时间滞后因素 $e^{-\tau s}$将直接进入闭环系统的特征方

程，使系统的设计十分困难，极易引起系统不稳定；如果时间滞后 τ 超过对象最大的时间常数的一半，采用 PID 控制就很难奏效了。解决大时间滞后的一个颇有成效的方法是在控制算法中增加 Smith 预估器：

$$G_p(s)(1-e^{-\tau s})$$

式中 $G_p(s)$，τ 分别为控制对象的传递函数和纯滞后时间。

将 Smith 预估器与控制器并联（如图 1.6 所示），理论上可以使控制对象的时间滞后得到完全补偿，控制器的设计就可不再考虑对象的时滞了。实际的控制算法作一些近似处理，也能得到很好的补偿效果。因此它在工业上获得了广泛应用。并且也和各种控制算法结合，形成了一些颇有实用价值的复合控制策略。

图 1.6　Smith 控制方框图

3．解耦控制

工业应用中的许多系统都是多变量系统，其中各变量间存在耦合关联作用。在复杂的生产设备中，往往需要设置若干个控制回路来稳定各个被控制变量。在许多情况下，这几个控制回路间存在着相互关联，相互耦合，形成了多输入、多输出的相关控制系统。对这些系统，不能将它们当成几个独立的单回路系统而简单地采用单变量控制策略，必须用多变量控制策略来处理。多变量控制的核心是解耦控制，其基本思想是设计一个解耦补偿器（见图 1.7）来消除多变量系统中各有关输入-输出变量间的关联作用，使一个控制输入只对其相应的输出有影响，以把多变量系统分解成几个单变量系统。然后在每个已解耦的控制回路中，认为各控制器只对其相应的被控变量施加控制作用，从而可采用相应的单变量控制策略。

图 1.7　解耦控制方框图

解耦补偿器实际上是一种解耦算法,其实质是根据对象的传递矩阵建立一个补偿矩阵,使它们的总和(乘积)为对角线矩阵(完全无耦合)或对角线占优矩阵(松弛耦合)。在控制对象的耦合机理和数学模型比较清楚的系统中,解耦控制颇能奏效,它在许多工业过程控制中有成功的应用,是解决多变量耦合的一个广泛应用的工程方法。

其他一些控制方法,如另一种纯滞后补偿算法——Dalin 算法,以及在过程控制中应用的前馈控制、串级控制,在伺服控制中应用的最小拍控制等,可参阅文献[3]和[4]。

1 .3　现代控制策略

传统的控制策略隐含着两个前提,一是要求对象的模型是精确的、不变化的,且是线性的;二是操作条件和运行环境是确定的、不变的。一般的工业系统只是粗略地、近似地满足这些条件,在要求不高的情况下是可行的。随着工业应用领域的扩大,控制精度和性能要求的提高,必须考虑控制对象参数乃至结构的变化、非线性的影响、运行环境的改变以及环境干扰等时变的和不确定因素,才能得到满意的控制效果。在实际应用需求的激励下,在计算机的高速、小型、大容量、低成本所提供的良好物质条件下,一系列新型控制策略应运而生,并迅速在实际中得到应用、改进和发展。现将研究和工业应用较多的几个有代表性的控制策略介绍如下。其他一些现代控制策略,如推断控制、容错控制等,也有不少研究和应用,在此不一一叙述。

1 . 自适应控制

自适应控制是针对对象特性的变化、漂移和环境干扰对系统的影响而提出来的。它的基本思想是通过在线辨识使这种影响逐渐降低以至消除。50 年代末美国麻省理工学院提出了第一个自适应控制方案,但由于实现上的困难和计算上的复杂,没有得到充分的发展。70 年代后,计算机技术特别是微型机的发展和普及,随机控制和系统辨识等的成熟,使得对自适应控制的研究又活跃起来。数十年来,经国内外众多研究和应用人员的努力,已形成了较为完整的理论,并获得了许多成功的应用。从应用角度考察各种自适应系统,大体上可以归纳成两类:模型参考自适应控制和自校正控制。

模型参考自适应控制的基本思想是在控制器—控制对象组成的闭环回路外,再建立一个由参考模型和自适应机构组成的附加调节回路,如图 1 .8 所示。设计的特点是:对系统性能指标的要求完全通过参考模型来表达,即参考模型的输出(状态)就是系统的理想输出(状态)。当运行过程中对象的参数或特性变化时,误差进入自适应机构,经过由自适应规律所决定的运算,产生适当的调整作用,改变控制器的参数,或者对控制对象产生等效的附加控制作用,力图使被控过程的动态特性(输出)与参考模型的一致。

图 1 .8　模型参考自适应控制结构图

自校正控制的附加调节回路由辨识器和控制器设计组成,如图 1 .9 所示。辨识器根

据对象的输入和输出信号在线估计对象的参数。以对象参数的估计值 $\hat{\theta}$ 作为对象参数的真值θ,送入控制器设计机构,按设计好的控制规律进行计算,计算结果 v 送入可调控制器,形成新的控制输出,以补偿对象特性的变化。自校正控制在实际中得到了较多的应用,它的基本理论和设计方法在 5 .1 节中将详细介绍。

图 1 .9　自校正控制结构图

自适应控制是一种逐渐修正、渐近趋向期望性能的过程,适用于模型和干扰变化缓慢的情况。对于模型参数变化快,环境干扰强的工业场合,以及比较复杂的生产过程,显得力不从心,难于应用。

2 . 变结构控制

变结构控制由前苏联学者提出并进行了系统的研究,经过 30 多年的发展,已在理论上和应用中取得了许多成果[5][6]。变结构控制本质上是一类特殊的非线性控制,其非线性表现为控制的不连续性。这种控制策略与其他控制的不同之处在于系统的“结构”并不固定,而是可以在动态过程中,根据系统当时的状态(如偏差及各阶导数等),以跃变的方式、有目的地不断变化,迫使系统按预定的“滑动模态”的状态轨迹运动,如图 1 .10 所示。由于滑动模态可以进行设计且与控制对象参数及扰动无关,这就使得变结构控制具有快速响应、对参数及外扰变化不灵敏、无需系统在线辨识,物理实现简单等优点。它在非线性控制和数控机床、机器人等伺服系统以及电机转速控制等领域中获得了许多成功的应用。

图 1 .10　变结构控制原理示意图

变结构控制中的“结构”并不是指系统的物理结构,而是系统在状态空间(相空间)中

的状态轨迹(相轨迹)的总体几何性质。变结构控制过程由两个阶段的运动组成。第一段是正常的运动(图 1.10(b) AB 段),它全部位于切换面之外,或有限次穿过切换面。第二段是滑动模态(图 1.10(b) BO 段),完全位于切换面上的滑动模区之内。过渡过程的品质决定于这两段运动的品质。每段品质均与所选的切换函数 $s(x)$及控制函数 $u^{+}(x)$及 $u^{-}(x)$有关。

变结构控制的问题是状态轨迹到达滑模平面后,难于严格沿着滑模面向平衡点滑动,而要在滑模面两侧来回穿越,产生颤动。变结构控制的设计也比较复杂。这些给它在应用中带来一些困难和障碍。

3.鲁棒控制

控制系统的鲁棒性是指系统的某种性能或某个指标在某种扰动下保持不变的程度(或对扰动不敏感的程度)。鲁棒性是一个统称,最基本的可分为稳定鲁棒性和品质鲁棒性,前者指系统在某种扰动下保持稳定性的能力,后者指保持某项品质指标的能力。

鲁棒控制是在 70 年代初针对模型的不确定性问题提出的。其基本思想是在设计中设法使系统对模型的变化不敏感。使控制系统在模型误差扰动下仍能保持稳定,品质也保持在工程所能接受的范围内。模型的不确定性包括了模型的不精确、降阶近似、非线性的线性化、参数和特性随时间的变化或漂移等。在鲁棒控制中,系统工作环境和外界扰动的变化也转化为一种模型的变化(摄动)来处理。由于所有的工业系统不可避免地存在各种不确定性,因此研究鲁棒性的问题对工业控制十分重要。一个控制系统是否具有鲁棒性,是它能否可靠地用于工业现场的关键。这也是鲁棒控制的研究长期以来经久不衰的原因。

目前,鲁棒控制主要有两类方法:

(1) 代数方法　研究对象是系统的状态矩阵或特征多项式,讨论多项式族或矩阵族的鲁棒控制。其中又包括多项式代数法和状态空间法。

(2) 频域方法　从系统的传递函数矩阵出发。H_∞是其中较为成熟和应用较广的方法。这类问题的实质是通过使系统由扰动至偏差的传递函数矩阵的 H_∞范数取极小,来设计出相应的控制规律。现代鲁棒控制采用了频率方法与状态空间结合,即直接在状态空间上进行设计。其设计过程简单,控制器阶次较低,结构特性明显。

鲁棒控制中的结构奇异值理论(μ方法)也占有重要的地位。其基本思想是把系统的确定部分和摄动部分进行关联重构,以隔离所有摄动,转而处理对角有界摄动问题。μ方法很好地补充了 H_∞控制的不足。

关于鲁棒控制的基本理论和设计方法,在第 4 章中具体介绍。

虽然鲁棒控制的理论研究十分热烈,也取得了一系列成果,但其应用却很不如人意。主要集中在飞行器、柔性结构、机器人上,工业过程控制领域比较少。在实际设计中,鲁棒区域或摄动区域必须已知且有限,且设计必须在系统的鲁棒性和控制的精确性之间折衷。缺乏良好的设计方法,设计出的的控制器可能高达数十阶,难于实现。这些都阻碍了它的广泛应用。鲁棒控制是工程应用远落后于理论研究的一个典型。但鲁棒控制的基本思想方法和一些成功应用实例,表明它有很高的应用价值,从而激励人们去不断完善其理论和

设计方法,促进其在工业中的广泛应用。

4 . 预测控制

70 年代中期预测控制已经出现,这是一种基于模型又不过份依赖模型的控制策略。各种算法不下几十种,但都是建立在模型预测—滚动优化—反馈校正这三条基本原理之上。其基本思想类似于人的思维和决策,即根据头脑中对外部世界的了解,通过快速思维不断比较各种方案可能造成的后果,从中择优予以实施[7][8]。其原理如图 1 .11 所示。

图 1 .11　预测控制结构示意图

预测模型是系统动态特性的预先描述,它根据系统的历史信息和未来输入,预测未来一个有限时段的输出值。在线滚动优化是预测控制的核心,它保持了优化控制的原理,但不是进行全局的整体优化,而是随时间推移逐段优化。在每一时刻都提出一个立足于该时刻且仅涉及到预测时域的局部优化指标,进行反复在线优化。反馈校正是在控制的每一步,都检测实际输出并与基于模型的预测值进行比较,以此修正模型预测的不准确性,然后再进行新的优化。

这种‘ 边走边看 ”的滚动优化控制策略可以随时顾及模型失配、时变、非线性或其他干扰因素等不确定性,及时进行弥补,减小偏差,获得较高的综合控制质量。预测控制集建模、优化、反馈于一体,三者滚动进行。其深刻的控制思想和优良的控制效果,一直为学术界和工业界所瞩目。现在,国外一些控制工程公司已开发出商品化的预测控制软件包,在各个工业部门,特别是大型工业过程控制中有成功的应用。

预测控制的缺点是在建模中未充分利用过程的知识,其计算耗时、工作量大。关于预测控制的基本理论和方法,将在第 3 章中介绍。

1 .4　智能控制策略

80 年代以来,世界各国工业向着大型、连续、综合化发展,构成的控制系统也变得越来越复杂。其复杂性可归纳为:

(1) 对象复杂　不只是一种单一的运动,往往是几种物质的运动,甚至同时进行着物理、化学、生物的反应,内部机理不甚清楚;系统往往是非线性、多变量、强耦合和高维数的;对象的特性(包括结构、参数等)在变化,存在着许多不确定性因素,难以用常规的数学工具建模并进行研究;输入信息多样化、数据量庞大;信息方式不是单一的,往往是多媒体

的(例如图形、文字、声音、数字等)。

(2) 环境复杂　系统处于动态变化的、难以预先知道的环境中。存在大量的不确定因素,如环境的动态变化、输入输出信息中的噪声、人为的和自然的干扰与误差,信息的模糊性、偶然性、未知性、不完全性等。

(3) 任务复杂　控制任务不只限于反馈系统的调节(定值)、伺服(跟踪)问题,还要求监控、优化、诊断、预报、调度、规划、决策。形式也扩大到视觉、触觉、声觉、协调控制、自主控制、避撞控制、适应复杂环境等。系统往往具有多层次、多目标的控制要求。控制中的计算复杂性增加,且不限于数值计算。

应当强调说明的是,系统的不确定性(包括对象的不确定性和环境的不确定性)是最困难的问题,也是对传统控制的最大挑战。为此,人们必须建立新的理论和方法,这就从控制工程实践方面导致了智能控制策略的产生。

另一方面,70 年代后期以来,人工智能的研究得到了极大进展,并迅速以其新颖丰富的思想和强有力的问题求解能力渗透到各种领域中。自动控制与人工智能的结合产生了智能控制。随着智能控制研究的深入和应用的扩大,智能控制具有三元结构(自动控制—人工智能—运筹学)、四元结构(自动控制—人工智能—运筹学—信息论)以及多元结构(自动控制—人工智能—运筹学—信息论—计算机—生物学)等,其理论体系也日趋庞大,尚难有一个统一说法。其中,K .J .Aström 提出的“模糊逻辑控制、神经网络和专家控制是三种典型的智能控制方法”[9] 为大多数人所接受,也较确切地反映了智能控制的研究和应用情况。除此之外,分级递阶智能控制、仿人智能控制、学习控制以及最近颇受关注的遗传算法也有研究和应用。下面就几种典型的智能控制方法作一介绍。

1 .模糊控制

模糊控制是用语言归纳操作人员的控制策略,运用语言变量和模糊集合理论形成控制算法的一种控制。1974 年 Mamdani 首次用模糊逻辑和模糊推理实现了第一台试验性的蒸汽机控制,开始了模糊控制在工业中的应用。模糊控制不需要建立控制对象精确的数学模型,只要求把现场操作人员的经验和数据总结成较完善的语言控制规则,因此它能绕过对象的不确定性、不精确性、噪音以及非线性、时变性、时滞等影响。系统的鲁棒性强,尤其适用于非线性、时变、滞后系统的控制。模糊控制的基本结构如图 1 .12 所示。在最简单的模糊控制器中它需要完成的主要功能是:

图 1 .12　模糊控制器基本结构图

(1) 把精确量(一般是系统的误差及误差变化率)转化成模糊量;

(2) 按总结的语言规则(在图 1 .12 的规则库中)进行模糊推理;

(3) 把推理的结果从模糊量转化成可以用于实际控制的精确量。

在 5 .2 节中,从应用角度对模糊控制的一种设计方法作了介绍。

模糊控制由于理论研究较成熟、实现较简单、适应面广而获得了广泛的应用。从复杂的水泥回转窑,到单回路的温度控制,以及洗衣机等很普及的家用电器都有所应用。现在,许多公司和生产厂家都能生产定型的模糊控制器,提供各种型号和功能的模糊控制芯片,从而大大地促进了模糊控制技术的广泛应用。

模糊控制存在的问题是:要有较好的效果,必需具有完善的控制规则。对于某些复杂的工业过程,有时难以总结出较完整的经验;并且当对象动态特性发生变化,或者受到随机干扰时都会影响模糊控制的效果。

2 . 专家控制

专家控制的思想是瑞典学者 K .J . Aström 在 1983 年提出的。1986 年他正式提出了专家控制的概念和方法[10],阐述了比较深入、完整的见解,对于专家控制的发展和应用起到了重要的先导作用。十余年来专家控制获得了许多成功应用,其成果令人鼓舞;但它在理论上还很不完善,并未形成有普遍意义的理论体系和设计方法。与鲁棒控制的情况正好相反,专家控制是理论的成熟较之应用的成功明显薄弱的典型。甚至在设计专家控制系统时有“具体对象具体对待”甚至“就事论事”之嫌。但对许多工业过程,专家控制都表现出是一个颇为行之有效的控制策略。本书第 2 章将从一个侧面对专家控制的有关理论和一种设计方法进行介绍。

专家控制的基本思想可以作一个形象的比喻[11]:专家控制是试图在控制闭环中加入一个有经验的控制工程师,系统能为他提供一个“控制工具箱”,即可对控制、辨识、测量、监视等各种方法和算法选择自便,调用自如。因此,专家控制可以看成是对一个“控制专家”在解决控制问题或进行控制操作时的思路、方法、经验、策略的模拟。控制专家在完成控制任务时主要进行三件工作:观察、检测系统中的有关变量和状态;运用自己的知识和经验判断当前系统运行的情况并分析比较各种可以采用的控制策略;选择控制策略予以执行。这三个基本功能体现在图 1 .13 专家控制器的三个基本模块中,用计算机予以实现(模拟)就构成了最基本的专家控制器。

图 1 .13　专家控制基本框图

3 . 神经网络控制

神经网络是用来模拟脑神经的结构和思维、判断等脑功能的一种信息处理系统。80 年代以来,神经网络理论取得了突破性进展,并以它一系列优异的性能而迅速成为智能控制一支新的生力军。神经网络之所以为自动控制界关注,是由于它具有下述颇具吸引力的特点:

(1) 很强的自学习和自组织能力,能进行在线或离线的学习。

(2) 并行处理及其带来的高速处理能力,而且处理的时间与问题的复杂程度只是成比例关系,而不是如串行处理中的几何数量级关系。

(3) 很强的处理非线性问题的能力,能逼近任意的非线性函数。因而适于处理那些难于用模型或规则描述的过程或系统。

(4) 很强的信息综合能力,能同时处理大量的、不同类型的定量和定性信息,便于进行多种信息的融合。

(5) 分布式存储信息和容错能力。每个神经元存储多种信息的部分内容,部分神经元的损坏和信息破坏只会导致网络部分功能减弱。

神经网络在自动控制系统中应用方式是多种多样的,基本上可分为单神经元的应用和神经网络的应用。神经网络组成的系统可以很复杂,也可以获得很好的性能。但目前由于缺乏相应的神经网络芯片或神经网络计算机硬件支持,利用目前的计算机的串行计算方法来模拟神经网络机制,解决实时控制问题,其计算速度还很难满足实际需要,因此尚未获得实际应用。而由单个神经元构成的控制器,结构简单,易于实现实时控制。图 1 .14 说明了这种神经控制器的基本思想。

神经控制器有多个输入 $x_i(k)$, $i = 1, \cdots, n$ 和一个输出 $u(k)$,每个输入有相应的权值 $w_i(k)$, $i = 1, \cdots, n$。输出为输入的加权求和:

$$u(k+1) = K \sum_{i=1}^{n} w_i(k) x_i(k)$$

$K > 0$ 为比例系数。现取 $x_1(k) = r(k)$为系统设定信号, $x_2(k) = e(k) = r(k) - y(k)$为误差信号, $x_3(k) = e(k)$为误差的增量。学习过程就是调整权值 $w_i(k)$的过程,其值通过学习策略 $p_i(k)$来决定。学习策略 $p_i(k)$可以是各式各样的,例如可以和神经元的输出以及控制对象的状态、输出、环境变量等产生联系,以实现在线自学习。图 1 .14 中取学习策略与误差有关,反映了神经元的自学习;与设定值有关,反映了神经元在外界信号作用下的监督学习。

虽然神经网络控制在应用上还有困难,但它是一种很有前途的方法,它的大量应用有待于现在已经取得成功的神经网络集成电路芯片生产的成熟。关于神经网络的理论和应用情况,在 5 .3 节中进行介绍。

4 . 遗传算法

遗传算法和神经网络一样都是一种基于生物机制的方法,但它们又是完全不同的方法:神经网络是模拟人的大脑机制,而遗传算法则是模拟生物的进化机制。其基本思想源

图 1.14　神经控制器结构图

于达尔文的进化论,将待求解问题转换成由个体组成的演化群体和对该群体进行操作的一组遗传算子,整个系统按照“物竞天择,适者生存”的原则,经历生成 - 评价 - 选择 - 操作的演化过程反复进行,直至搜索到最优解。最基本的遗传算法可用如下步骤来描述,相应的工作示意图如图 1.15 所示。

图 1.15　遗传算法工作示意图

(1) 编码　把欲优化的参数 $x \in [X_{\min}, X_{\max}]$用二进制编码成字串,即有

$$x = X_{\min} + \frac{\sum_{i=1}^{L} g_i 2^i}{2^{L+1} - 1}(X_{\max} - X_{\min})$$

式中, L 为字串的长度; $g_i = 0$ 或 1 为第 i 个基因的值。每个二进制代码位即为基因,字串即为个体或称染色体。一定数量 N 的个体形成群体。随机产生 N 个个体以作为原始群体 $P(0)$。

(2) 评价　对每个个体计算适合度函数 F_i, $i = 1, \cdots, N$,以此来评价群体 $P(k)$(k 为进化过程中的繁衍代数)中的所有个体。适合度函数可取为目标函数或另行构造的可对染色体进行评价的函数。

(3) 复制(选择)　按串的复制概率

$$p_c = F_i \Big/ \sum_{i=1}^{N} F_i$$

从群体 $P(k)$中选取用以产生子代 $P(k+1)$的个体。用轮转法随机地在[0,1]区间中任取一点,适合度越大的个体,被选中的概率也越大,得以生存;反之,适合度小的个体被淘汰。这样选出的 N 个个体进入匹配池。

(4) 交叉　随机将选中的个体两两配对,在字串上随机选取两个位置,并按交叉概率 p_e 将此位置内的代码交换,得经交叉后的子代新个体,进入繁衍池。遗传算法的有效性主要来自复制和交叉,尤其是交叉起着核心的作用。

(5) 突变　按突变概率 p_m 随机选取若干个体,并随机选取其中的一位求反。突变的作用是保持群体中基因的多样性。至此,新一代群体 $P(k+1)$产生,进入群体池。

(6) 重复(2)(5),直至群体的总适合度稳定。此时群体中的个体具有相同的基因,并为最优解。

由遗传算法的运行机制可以看出,它具有下述主要特点:

(1) 遗传算法是对问题参数的编码群(染色体)进行进化,而不是对参数本身。因此,它不受被优化函数约束的限制,例如连通性、凸性、连续性、导数存在等,也不受搜索空间的限制。

(2) 遗传算法是在字串群体中进行搜索,而不是在单个点上进行寻优。这样,可以大大减少陷入局部优化和局部收敛的可能性,具有全局快速收敛的特点。

(3) 遗传算法仅使用问题本身所具有的目标函数或其适应度进行工作,而不需要任何先决条件和其他信息。因此,遗传算法可以处理的问题十分广泛,例如多目标、非线性或基于知识的目标函数的优化。

(4) 遗传算法使用随机规则进行操作,而不是某个确定性的规则。因此可以很快地到达最优解附近。

(5) 遗传算法具有隐含的并行性,它使用相对少的字串,就可以在数量相当大的区域中完成搜索。已经证明,当每一繁衍代对 N 个染色体进行操作时,实际上处理了 N^3 个模式。

遗传算法在自动控制中的应用主要是进行优化和学习,特别是与其他一些控制策略结合,能获得很好的结果。当前,由于它的实时性问题,实际的工业应用很少。但它深刻的思想和优异的性能一定会随着研究工作的深入而获得广泛的实际应用。

1.5 控制策略的渗透和结合

从上述各种控制策略的分析可以看出,每种控制策略都有其特长,但都在某方面存在某些问题。因此,一种必然的发展趋势是各种控制策略互相渗透,取长补短,互济优势,结合成复合的控制策略。这些复合控制策略克服了单独策略的不足,具有更优良的性能,能更好地满足不同应用的不同要求,因而获得了更广泛的应用。可以说,复合(混合)控制模式是控制策略的发展方向。

复合控制策略的类型很多,而且随着研究工作的进展还在不断的增加和变化。图1.16从应用的角度作了归纳。现对其中几种应用广泛的控制策略简要说明如下[13][15]。

1.模糊 PID 复合控制

模糊控制与 PID 的复合方式是多种多样的,并可再融入其他一些理论和方法。例如,一种方法是在大偏差范围内采用模糊控制,在小偏差范围内转换成 PID 控制,利用 PID 的积分特性改善系统的稳态性能。二者的转换由软件自动实现。这种复合控制策略比 PID 控制有更快的动态响应,更小的超调,比模糊控制具有更高的稳态精度。另一种是自寻优模糊 PID 控制器,选用时间加权积分型目标函数进行参数优化,用有限深度优先搜索实现控制器比例系数、积分系数的快速自寻优。还有用模糊推理来实现 PID 参数自整定,国外一些公司已将这一类控制器进行商品化,得到了广泛的应用。

图 1 .16　控制策略的渗透和结合

2 . 模糊变结构控制

在模糊控制中按滑模及带边界层的滑模要求进行设计,可保持变结构控制对参数摄动和干扰不灵敏的优点,而且比用于高频颤动的带边界层滑模控制具有更平滑的控制性能,其模糊规则数也较少。在变结构和滑模中引入模糊规则进行推理,能达到既保持良好的跟踪性能,又有效地消除高频颤动的效果。这些控制策略在电力系统和机器人等方面进行了实验和应用。

3 . 自适应模糊控制

普通的模糊控制并不具有适应过程持续变化的能力。这是因为在采用启发式规则实现模糊控制时,已隐含地假设过程不会产生超出操作者经验范围的显著变化,从而使模糊控制器的应用局限于操作者的经验所及的工况。将自适应引入模糊控制,可以克服这个局限性,使模糊控制具有自适应能力。一种方法是基于模糊模型的自适应模糊控制,它在线辨识模糊关系模型,并利用模糊模型求取控制规则;另一种方法是模糊模型参考自适应控制,它将模糊 PID 控制器和参考模型结合起来,利用模糊运算来实现在每个采样间隔使控制器的比例、积分、微分增益都随系统状态的变化而变化,从而使系统获得较好的性

能;再一种方法是自调整模糊控制器,它使模糊量化因子及系统增益在运行过程中按误差及其变化率进行自调整。这些自适应模糊控制器均有较单独模糊或自适应控制器更优良的性能,并得到了实际应用。

4.模糊预测控制

一种模糊预测控制是以预测模型对控制效果进行预报,并根据目标偏差和操作者的经验应用模糊决策方法在线修正控制策略,必要时可对预报模型进行修正。这种方法已用于一类复杂工艺过程的终点控制。另一种模糊预测控制是基于辨识模糊模型的多变量预测控制方法,它由模糊辨识和广义预测控制器两部分组成。模糊离散模型是由几条离散规则组成的集合来表示,模糊辨识由结构辨识和参数辨识两部分组成。采用线性系统理论来设计广义预测器,简化了设计。这种模糊预测控制的跟踪速度快、抗干扰能力强、控制效果好。

5.模糊神经网络控制

将神经网络与模糊控制结合是一个新颖的很有应用前景的方向。模糊控制中的最大困难是复杂对象的控制规律难以人工提取。由于模糊控制本质上是变结构和非线性控制,而神经网络通过训练和学习能自动或半自动提取隐含的控制规则,并用数值计算办法来描述模糊逻辑即复杂非线性控制的行为。因此,二者的结合既保持模糊控制的基本特性,又克服了模糊控制中规则人工获取的难点。一个成功的实例是采用两个 BP 神经网络实现误差及其变化率的隶属函数生成,第三个神经网络产生模糊规则输出。该方法集神经网络和模糊控制之所长,构造成一个非线性自整定控制器,不仅设计简单,系统无超调和鲁棒性强,而且控制性能优于传统的 PI 控制。它已在数字信号处理器(DSP)及微机上实现,并在直流伺服电机上完成了位置控制实验。

6.专家 PID 控制

以专家技术为核心形成的各种智能 PID 控制器获得了广泛的工业应用,并在许多公司中已形成产品。美国 Foxboro 公司推出的基于仿专家经验的自整定 PID 调节器是一种较为成熟的专家 PID 控制器,自 80 年代初用于工业控制以来,至今应用仍很广。日本横河公司推出的 YS-80E 及新型的 YS-100 系列调节器,具有专家 PID 自整定功能。国内一些研究单位和开发公司也相继推出了不同型号的专家 PID 控制器。它是一种比较成熟、应用面广、控制效果好的控制方法。

更复杂一些的方式是用专家控制技术来协调模糊控制器和常规 PID 控制,有效地控制一些复杂难控的对象。日本山武·霍尼韦尔公司推出的 SDC 系列智能 PID 调节器,引入了神经网络和模糊推理技术,其控制和整定功能均很好。

7.专家模糊控制

将专家控制技术引入到模糊控制器中,构成专家模糊控制器,与单纯的模糊控制器相比,它能容纳过程控制所需要的更复杂的知识并用更复杂的方式来使用它们。例如专家

系统根据模糊控制运行情况及期望性能指标自学习并调整修正因子,使系统动特性满足用户要求。在有的控制器中,则是根据被控对象的波形特征,由专家系统进行决策,从最基本的模糊控制规律,以及 PI 控制、强 P 作用和保持模式中选择最合适当前状态的控制规律。专家模糊控制可以在计算机上实现,有的也可用单片机很方便地实现。它获得了较广泛的工业应用。在青霉素发酵过程控制、发酵罐含氧量控制、航空喷气发动机以及水泥回转窑等复杂工业过程控制中都有成功应用实例。

控制策略的渗透和结合有下述特点:

(1) 渗透面最广的是模糊控制,它形成的复合控制策略适用性强,应用也最广。

(2) 专家控制形成的复合控制策略可以具有较复杂的形式和较高的性能,而且也有不少的应用。

(3) PID 控制形成的复合控制策略吸收了其他策略性能上的优点,保持了自身应用上的优势,仍是一种工业上的主要控制方式。

(4) 十分有前途的一种方法是在模糊控制和神经网络结合的基础上,再与其他智能或传统控制策略结合形成更高层次的性能更优良的控制策略[13],例如:

· 模糊神经网络变结构控制(FNV)　可发挥三者之长,形成比模糊控制和变结构控制动静态品质更佳以及设计更简单,而且比模糊神经网络学习收敛速度更快的控制策略。

· 模糊神经自适应控制(FNA)　在自适应控制中引入模糊神经网络建模工具,改善神经网络自适应控制的鲁棒性和实时性,特别适用于具有不确定性的非线性系统跟踪控制,也可用于实际的伺服直流电机调速控制。

· 模糊神经网络专家控制(FNE)　将专家系统灵活性和集成性用于模糊神经网络控制中。在初始阶段作辅助控制,间接缓解对神经网络快速学习的要求,并可通过专家系统方法直接改进神经网络学习问题,得到理想实用的工业控制器。

(5) 神经网络和遗传算法对其他控制策略的渗透在研究上具有很大的意义,能形成性能十分优秀的控制策略,在应用上尚有待努力。

参考文献

1. 褚健 . 过程控制是艺术还是工程应用 . 化工自动化及仪表, 1996, 23(增刊):312
2. Smith O I M . Closed conrtol of loop with dead time . Chem . Eng . Progr . , 1957, 53: 217219
3. 何克忠,郝忠恕 . 计算机控制系统·分析与设计, 北京:清华大学出版社, 1988
4. 俞金寿,何衍庆,夏圈世 . 新型控制系统 . 北京:化学工业出版社, 1990
5. 王丰尧 . 滑模变结构控制 . 北京:机械工业出版社, 1995
6. 高为炳 . 变结构控制理论基础 . 北京:中国科学技术出版社, 1990
7. 席裕庚 . 关于预测控制的进一步思考 . 控制理论与应用, 1994, 11(2):219221
8. Richalet J, Rault A, Testud J L, et al . Model predictive heuristic control: application to industrial processes . Automatica, 1978, 14: 413428
9. Aström K J . Direction in intelligent control . IFAC Internationl Symposium, ITAC ’91

(Intelligent Tuning and Adaptive Control), Jan . 1991: 1517

10 . Aström K J . Expert control . Automatica, 1986, 22(3):277286

11 . **张再兴, 孙增圻 . 关于专家控制 . 信息与控制**, 1994, 23(3):167172

12 . **王宁, 涂健, 陈锦江 . 使用单个神经元的智能控制 . 华中理工大学学报**, 1993, 21(3): 3135

13 . **费敏锐, 陈伯时, 郎文鹏 . 智能控制方法的交叉综合及其应用 . 控制理论与应用**, 1996, 13(3):273280

14 . **贺剑锋, 陈晖, 黄石生 . 模糊控制的新近发展**, 1994, 11(2):129136

15 . **金晓明, 荣冈, 王骥程 . 自适应模糊控制的新进展 . 信息与控制**, 1996, 25(4): 217223

16 . **陈伯时, 冯晓刚, 王晓东等 . 电气传动系统的智能控制 . 电气传动**, 1997, 27(1): 38

第 2 章　专 家 控 制

2 .1　专家系统和专家控制

2 .1 .1　专家系统

1956 年,美国哈佛、MIT 等大学与贝尔实验室、IBM 等研究机构和公司联合讨论机器智能问题,第一次使用了人工智能(Artificial Intelligence, AI)这一术语。此后,由于种种原因,人工智能经历着曲折和徘徊。直到 60 年代后期,它的一个重要研究领域——专家系统(Expert System, ES)取得了令人信服的成功,给人工智能带来了转机,从而极大地推动了人工智能的发展。今天,人工智能、专家系统已成为渗透到各个科学技术领域中的很有应用价值的前沿学科。

专家系统是一种能在某个特定领域内,以人类专家水平解决该领域中困难专业任务的计算机系统。它的主体是一种基于知识的计算机程序。其内部具有某个领域中大量专家水平的知识与经验,能够利用人类专家的知识和解决问题的方法来解决该领域的问题。专家系统所要解决的问题一般没有算法解,并且往往要在不精确或不确定或不完全的信息基础上进行推理,作出结论。专家系统的独到之处是能求解那些需要人类专家才能求解的高难度问题,或解决那些所谓不良结构问题,这些问题的求解过程无法用简单的数据流或精确的逻辑判断作精确的描述,或不便于作精确的描述(如出现组合爆炸)的问题。因此,专家系统有很广的用途,倍受人们的青睐。

1. 专家系统的结构

图 2 .1 表示了专家系统的基本结构。主要包括:

(1) 知识库　知识库用来存放问题求解需要的领域知识,包括与领域问题有关的理论知识、常识性知识,也包括作为专家经验的判断性知识、启发式知识,以及描述各种事实的知识,如与该领域有关的定义、定理和确定的或不确定的推理法则等。知识库中存储的信息不是关于某一具体的特定问题的,而是关于整个专业领域的,具有规律性、普遍性。因此知识库是相对稳定的。一个专家系统的能力很大程度上取决于其知识库中所含知识的数量和质量。知识库的建造包括知识获取以及知识表示。知识表示的核心是选择合适的数据结构把所获取的专家知识进行形式化处理并存入知识库中。

(2) 数据库　数据库是问题求解状态下的符号或数据的集合,有时也统称为事实。它用于存放需要的原始数据和系统运行过程中产生的中间信息,包括原始信息、推理的中间结果、推理过程的记录等。因此数据库中的事实可以而且也是在经常变化的。在某些

系统中数据库也称黑板,其意义是强调了它用来记录推理过程中用到的控制信息、中间假设和中间结果。有时也将黑板独立于数据库之外。在简单的系统中,可以省略黑板。

(3) 推理机　在一定的控制策略下,根据数据库的当前状态,按照类似专家水平的问题求解方法,调用知识库中与当前问题有关的知识进行分析、判断和决策,推出新的事实或者执行某个操作。推理机的程序与知识库的具体结构和组成无关,即推理机与知识库是相分离的,这是专家系统的重要特征。它的优点是对知识库的修改和扩充无须改动推理机。对于复杂问题,应能根据问题求解的情况随时调整推理的策略。

图 2.1　专家系统结构图

(4) 知识获取机构　它负责建立、修改与扩充知识库,实现专家系统的自学习,以及对知识库的一致性、完整性等进行维护。知识获取机构具备有知识变换手段,能够把与专家的对话内容变换成知识库中的内部知识,或用以修改知识库中已有的知识。另一方面,知识获取机构能通过用户对每次求解的反馈信息(实时控制中还包括实时检测到的有关信息),自动进行知识库的修改和完善。并可在系统求解过程中自动积累,形成一些有用的中间知识,自动追加到知识库中去。这也就是专家系统的自学习、自适应。

(5) 解释机构　对求解过程作出说明,并回答用户提出的问题。解释机构的说明是根据知识库和数据库中对推理过程的记录作出的。系统的透明性主要是由解释机构实现的。这在实际使用中是很重要的。在故障诊断、生产操作指导等实时专家系统中,解释机构更是重要的输出方式。

(6) 人机接口　这是用户与系统的信息传递纽带,负责用户到系统、系统到用户的双向信息转换,即信息的机器内部形式和人可以接受的形式之间的转换。当然,多媒体的人机接口是最有效的形式。在专家控制系统中,人机接口还包括与被控对象的接口。

2. 专家系统的特点

(1) 启发性　专家系统能运用专家的知识和经验进行推理、判断和决策。它更强调符号处理,而不依赖数学计算。据统计,世界上只有约 8%的人类活动是以数学公式为核心进行的,大部分工作和知识运用都是非数学的,要靠符号推理,而不是靠数值计算来完成。这也是专家系统有所作为的原因。

(2) 透明性　专家系统的解释机制能够利用数据库中的各种中间结果,解释本身的推理过程和回答用户提出的问题,以便让用户清楚地了解推理过程。这无疑加强了用户对专家系统的信赖度和可接受性。

(3) 灵活性　一个完善的专家系统具有不断扩充和完善知识库、进而不断改善系统性能的能力,即自学习的能力。能不断地增长知识,修改原有的知识,不断更新。另一方面,灵活性也表现在知识库和推理机相对独立,推理机较为固定,知识库中的知识显式表

示,使得知识的扩充和修改比较灵活、方便。

2.1.2 实时专家系统

1.实时专家系统的含义

实时专家系统是增加了实时功能的专家系统,它一方面要满足专家系统功能的要求,另一方面还必须受时间条件的约束,即满足实时性的要求。所谓实时性是指系统在所要求的时间内及时作出响应的能力以及在给定的时间内完成规定的任务的能力。因此,实时专家系统工作的正确性不仅依赖于推理结果的逻辑正确性,而且还依赖于得出结果的时间。专家系统的工作过程,实际上是一个推理搜索过程,所以,实时专家系统的实时性,主要体现在系统所要求的时间期限内,能够完成相应的推理过程的能力。

2.实时专家系统的特点

与常规专家系统相比实时专家系统有下述特点:

(1) 操作方式 常规专家系统是以交互方式操作。由专家系统主动向用户提出问题,再由用户操作键盘、鼠标等提供信息。实时专家系统是自动循环工作。其信息的采集是被动的,要能随时监视外界环境,一旦有需要的信息,就自动采集。信息输入主要来自外界过程的传感器,且往往从多个独立的外部器件输入。

(2) 输出去向 常规专家系统送往屏幕和打印机。实时专家系统直接送往过程的控制器或(和)向生产人员送出诊断、预报、操作指导等信息。

(3) 数据特征 常规专家系统从外界获取的信息是一次性的、静止的,数据在问题求解期间不发生变化。其数据量一般较少。实时专家系统数据是连续时变的,是实时数据(它包含了相应时刻的数据和相应数据的变化这两方面含义)。其信息量往往很大。

(4) 中断功能 常规专家系统通常无中断能力。实时专家系统必需具有中断能力,可处理所发生的异步事件。

(5) 响应时间 常规专家系统较慢,以分、小时计。实时专家系统响应要求快,为毫秒、秒级。实时性的要求是实时专家系统首先必须考虑的。

(6) 推理过程 常规专家系统接受用户的初始数据后由推理机进行推理,此过程持续进行直到推理完成,不会被中断,数据也不会变化。实时专家系统采用实时推理,其特点是:

① 在推理过程中要时刻监视外界环境,一旦有需要的信息出现,便自动采集。

② 数据在推理过程中会变化,推理应能对数据的变化在适当的时间内作出相应的响应。

③ 在推理过程中,可能会被中断。

④ 推理有时间上的限制,必须在规定的时间内完成相应的推理过程。

3.实时专家系统的类型

实时专家系统有广泛的应用。特别是进入 90 年代后,专家系统在应用上的发展主要

表现在专家系统的实时应用上。从已有的成功应用实例看,有四类实时专家系统:

(1) 专家控制系统　该系统实时地从外界获取被控系统的当前状态进行预定的处理和推理,并根据结果对外界被控系统进行及时的控制,使其处于要求的状态下。一般情况下,实时专家控制系统的模式是反馈结构。这是本书讨论的对象。

另一类系统则仅从外界系统中获得当前状态的信息并进行相应处理,但不直接控制外界系统的变化。它无论在工业生产和事务处理中都有广泛的应用,下述三类系统即属于这种系统。

(2) 专家操作指导系统　专家系统的一个最有效的用途是辅助人类进行工作。现代的人工智能观已从单纯由机器实现思维变为人机协同思维,它强调充分发挥人机双方的潜力,获得人机的最优结合。将计算机构成的专家系统在记忆与计算、演绎推理与匹配搜索上的时空优势和人的直觉、顿悟等创造性思维的智能优势结合起来,将计算机的速度与精确性和人的敏锐与灵巧结合起来,共同完成所需要达到的目的。专家操作指导系统就是实现这种人机结合的实用系统,它实时向操作人员报告系统的运行和控制情况,告诉操作人员在当前情况下应怎样进行操作或对生产过程进行监督、干预,指导操作人员进行生产。这种方式能更好地发挥人和计算机的最佳功能。在许多大型、复杂的生产过程,例如炼钢、水泥回转窑的生产中都有成功的应用。

(3) 专家故障诊断系统　生产过程的大型化、复杂化导致了故障的多样性、复杂性以及非常规性。专家故障诊断系统充分利用专家的经验、直觉等浅层知识和数学模型深层知识,及时完整地检测和诊断出系统的故障。它主要实现:检测故障的发生,并立即发出报警和报告;确定故障的部位、原因、程度及影响;提供消除故障的措施;根据对当前和历史状况的分析,作出事故和险情的预测预报。80 年代生产过程的专家故障诊断系统已有成功的实例。近期典型的系统例如:1992 年美国 Combustion Engineering Simcom 公司开发的用于生产过程检测和诊断的专家系统,它包括模式识别系统、智能显示系统以及专家系统与 DCS 系统的接口[1];1990 年日本大阪油化公司开发的乙烯裂解炉的故障诊断系统[2];1993 年,我国复旦大学开发的高炉炼铁过程的故障诊断系统[3]等。

(4) 专家信息处理系统　例如病人护理专家系统,通过传感器对病人的血压、呼吸等数据实时取样,当证据充分时,立即作出反应。金融证券专家系统,用来分析千变万化的市场信息,在数据输入后在较短的时间内完成推理。信用卡服务专家系统,顾客往往要求在很短的时间内得到结果。

2.1.3　专家控制

从专家系统的角度来说,专家控制(Expert Control)是专家系统的一个重要分支,属于实时专家系统研究领域;从自动控制的角度来说,专家控制是智能控制(Intelligent Control)的一个重要分支,是将专家系统的思想和方法引入控制系统,从而形成的一种新颖的控制方法。

人们在实际生产中发现,许多生产过程,甚至是大型复杂的生产过程,具有强烈非线性、时变性及不确定性,虽然无法获得精确数学模型,难以用传统的控制理论设计出有效的控制器来对它们加以精确的控制,但有经验的工程技术人员却能凭经验对它们进行很

有效的控制。另一方面,人们在控制工程的实践中认识到,任何一个控制任务的完满解决都不能单独地靠控制理论去完成,而或多或少地隐含着人的直觉推理。在基于单纯数学解析体系的传统控制理论中,很难处理对象或过程中的一些定性信息,也很难运用人的经验、知识、技巧和直觉推理,因而难以满足对复杂的未精确建模系统的控制要求。

这两方面构成了专家控制的发展动因:获取人类知识,模拟人类推理能力,形成一种新的控制方法——专家控制,把生产操作人员、工程师的经验与控制算法结合起来,即把符号推理与数值运算结合起来。符号推理在某种意义上代替了人类操作者的工作,为过程控制提供了一种新的控制方法。

2.2 专家控制系统的结构

2.2.1 间接专家控制和直接专家控制

从工程应用的角度来讨论专家控制系统的结构,可得出两类专家控制系统[5],即间接专家控制和直接专家控制。

间接专家控制也称为专家监督控制。其中,有一个常规的控制器(控制算法)控制着过程的进行。专家系统只是通过对常规控制器的调整,间接地影响被控制过程。这个调整可以是结构的切换、参数的调整,而不是直接在每个采样周期内都去确定基于专家控制系统的控制动作,如图 2.2 所示。例如,控制器采用常规的 PID,专家系统根据过程进行情况实时调整 PID 的参数,以使过程得到最好的响应。控制算法也可以是多种算法的组合,专家系统根据不同的情况选择不同的算法,并调整相应的参数。

图 2.2 间接专家控制系统

图 2.3 直接专家控制系统

在直接专家控制系统中,专家系统根据所测到的过程信息及知识库中的规则,导出每一采样时刻的控制信号。专家系统包含在控制回路中,每一采样时刻必须由专家系统给出信号,系统方可正常运行,如图 2.3 示。在本书中,主要讨论这种类型的专家控制系统。

2.2.2 直接专家控制的结构

结合专家系统的一般结构(图 2.1)及实时控制的特点,图 2.4 给出了专家控制系统的一般结构图。除了在 2.1 节中对各组成部分已作的说明外,现对图 2.4 再作如下补充说明:

(1) 控制策略 控制策略是对被控过程的各种控制模式和经验的归纳和总结,可以认为是知识库的一部分,为适应工业控制的特点,而把它从知识库中分离出来,以便于实现多模态控制。

(2) 自学习机构　专家控制系统所面临的对象往往都具有时变性、不确定性,为适应控制对象的变化,知识库的内容和控制规则应相应地变化。自学习机构的功能就是根据在线获取的信息,补充和修改知识库的内容,以改进系统的性能,提高问题的求解能力。另外,随着控制过程的进行,知识库在与环境的不断作用中也应不断使自身得到更新和完善,使它更接近理想的实际情况。自学习机构是衡量专家控制系统智能水平的重要标志。

图 2.4　具有信息融合的专家控制系统

(3) 信息处理和融合　包括三个内容:

① 实时信息的获取:用检测仪表、软测量技术、模式识别等手段测量被控变量,观测状态变量,辨识过程环境,并对它们进行预处理,如去噪音、滤波等。

② 提取特征信息:特征信息是描述系统运行状态和环境特征的一些量,可以从实时获得的信息中经过一定的计算求得。它实现对信息的提取与加工,为控制决策和学习适应提供依据。它主要包括抽取动态过程的特征信息,识别系统的特征状态,并对特征信息作出必要的加工。例如,系统被控量与期望值的误差、误差的导数、误差的第 i 次极值等。

③ 信息融合:在现代大型、复杂生产过程中,往往采用大量各式各样的传感器来监测和控制生产过程,形成了多传感器系统。在这种系统中,各传感器所提供信息的空间、时间、表达方式不同,可信度、不确定性程度不同,侧重点和用途也不同,这对信息的处理和管理工作提出了新的要求。若各种不同传感器采集的信息仍用传统方法单独、孤立地加工,不仅会导致信息处理的工作量增加,而且割断了各传感器间信息的有机联系,丢失了信息的有机组合蕴涵的信息特征,造成信息资源的浪费。采用信息融合(Information Fusion)的有关理论和方法能对信息进行综合处理,使传感器彼此间协调工作,将来自不同传感器的信息协调成统一的特征表达方式,较完整地完成对环境和对象特征的描述。将信息融合、特征提取与专家控制系统的实时数据库结合起来,将是专家控制系统,特别是大型、复杂工业过程的专家控制系统,一个很有前途的发展方向。

(4) 解释机构和执行机构　对于一个完整的专家控制系统,两者都应具有。专家系统的输出通过执行机构实现控制;通过解释机构实现故障诊断、险情预报和生产操作指导,以及对专家控制系统的某些工作过程进行说明。在专家故障诊断、专家操作指导系统

中,就不需执行机构这个环节;在较为简单的专家控制场合,也可以不要解释机构。

图 2 .4 是一个完整的结构图,在具体应用中,还可以根据实际情况作简化、细化或补充。下面是几个实例。

(1) 专家控制器结构[6]

对于一些简单的控制对象,可以简化成图 2 .5 的结构,通常将简单的专家控制系统称为专家控制器。

在专家控制器中,数据量比较小,知识的数量也比较少,知识库(KB)就简化成由数据库(DB)和学习与适应装置(LA)组成。在控制规则不多的情况下,推理机构(IE)可以采用简单的前向推理,逐次判别各条规则的条件是否满足。满足则执行,否则继续搜索。特征识别与信息处理(FR&IP)实现对信息的提取与加工,为控制决策和学习适应提供依据。

图 2 .5　专家控制器结构图

(2) 带黑板的专家控制结构[7]

系统中加入了一个黑板,可认为它是综合数据库的一部分,如图 2 .6 示。黑板作为全局工作区,它可以被任何知识源访问和修改。黑板数据一旦产生就保留不变,一直到下一次求解开始时被擦去为止。黑板在求解过程中使控制量、中间状态和过程状态都能及时在屏幕上显示,供操作者了解系统在每一时刻的运行状态。图 2 .6 结构中的左上框,将人机接口具体化,实现在线或离线修改数据库及知识库。

(3) 多色专家控制结构[8]

这种结构偏重于从信息处理的角度出发来考虑问题,并称之为多色专家控制(MCEC)。其结构如图 2 .7 所示。信息机(IE)获取外部信息,提取特征信息并构造多色信息空间和行为空间(这两个概念将在下面说明)。数据库(DB)收集并存储事实、经验、状态和目标等。DB 与 IE 有信息交换,共同形成 MCEC 的信息库(IB)。规则库(RB)存放过程和控制领域的专门知识,形成实时性强、可自完善、具有多种控制策略的控制规则集。推理机(RM)根据 IB 提供的信息,应用启发与直觉推理激活相应的控制策略。RB

图 2 .6　具有黑板的专家控制结构图

图 2 .7　多色专家控制结构图

和 RM 包括了控制知识的表达和使用,这两部分共同形成 MCEC 的知识机(KM)。由此, MCEC 可划分成 IB 和 KM 两大部分。广义来说,MCEC 是信息加知识的控制,该控制过程是由多重映射完成的。MCEC 可认为是信息映射成知识控制的过程。

2 .3　知识的表示和推理

2 .3 .1　知识的含义

专家系统是建立在知识的基础之上的,专家控制是基于知识的控制。所以,什么是知识,怎样表示、获取、管理、使用知识,是专家控制研究的一个主要内容。限于本书的篇幅,我们只对知识的表示和推理作一个扼要的讨论。

什么是知识 ? 目前尚没有公认的严格定义。从认识论的角度来看,知识是人类社会

实践中所积累的对客观世界认识和经验的总和。有代表性的说法有:

· 知识是以各种方式把一个或多个信息关联在一起的信息结构;

· 知识是经过整理、解释、挑选和改造的信息;

· 知识是由特定领域的描述、关系和过程组成;

· 知识 = 事实 + 信念 + 启发式。

知识的分类方法很多。按它的作用及表示,知识可分为:

(1) 事实性知识　它描述所论领域内的有关概念、事实、事物的属性、系统的状态、环境和条件等。一般采用直接表示的形式。例如,“速度控制系统已处于稳速运行,其速度误差 < 0.5%”;“反应器的温度是 350℃”等。

(2) 过程性知识　它描述完成某项任务的过程,系统状态的变化,问题求解的操作等。一般都是一些规律性的知识,由问题领域内的规则、定律、定理及经验构成。其表示形式可能是一个标准函数,一套解决某个问题的标准子程序,或是一组控制规则,如:“当温度低于 1200℃且 CO < 800 ppm 时,则加煤”。对一个专家控制系统来说,过程知识是否丰富、完善将直接影响到系统的性能。

(3) 控制性知识　又称为元知识。它是关于知识的知识,也称超知识。这种知识又可具体分为两类:一类是刻划领域知识内容和结构的一般特性的元知识,如知识的产生背景、范围、可信程度等;另一类是关于如何运用知识的元知识,如在推理机作推理时所用到的推理策略、搜索策略、限制策略等。

2.3.2　知识表示

知识表示就是为描述和组织知识所作的一组约定,是把知识符号化的过程。一种知识表示方法实际上就是一种数据结构,就是把知识用这种数据结构关联起来,以便为计算机所能接受。知识表示方法有很多,表 2.1 归纳了目前应用较多的方法。

表 2 1　知识表示方法

名称	发　展	特　　点	应　　用
产生式规则	1943 年由 Post 提出作为一种计算机制。1965 年由 Simmon 引入到基于知识的系统中来,1972 年提出产生式系统。	把知识表示成“条件 - 操作”对。自然、简洁,接近人的思维和会话方式,易于理解,易于控制和操作。高度模块化、结构化、通用性好。缺点是规则间相互关系不透明,推理缺乏灵活性,知识处理的效率低。	是人工智能中应用最广泛的知识表示方法,特别是专家控制系统中。1968 年斯坦福大学著名的化学专家系统研究成功标志着专家系统的诞生。
框架	1975 年由 Minsky 提出。	是一种把一个对象和概念的所有信息都存贮在一起的相互嵌套的数据结构。高度模块化。其嵌套结构便于表达不同层次的知识,由浅入深地进行描述。层次结构可以表示对象之间的相互关系。体现了人在观察事物时的思维特点和心理反映。	在专家系统中,常和产生式规则一起共同表示知识,以加快推理的速度。

续表

名称	发　展	特　　点	应　　用
语义网络	1968 年 Quuillian 等人提出,1970 年 Simmon 用于自然语言理解,基本理论得以确定。	采用节点和节点之间的弧组成的有向网络来表示对象、概念及其相互之间的关系。实质上是一种知识的图解表示法。接近于人的语义记忆方式,体现了联想思维过程。结构化、效率高。缺点是不严格,不便于表达判断性和深层次知识。	适用于机器学习过程,自然语言理解。 在专家系统中,常与产生式规则一起表示知识。
谓词逻辑(一阶谓词)	1963 年 Green 研制成 QA3 通用系统,是最早成功应用的谓词逻辑。	属于叙述性的知识表示方法,把数学中的逻辑命题符号化。它与人类自然语言相近。能严格、精确地表示知识。模块性好,便于实现逻辑推理的自动化。缺点是推理过程冗长、效率低,灵活性差,不便于表达启发性知识。	主要用于定理证明、问题求解、机器博弈、自动程序设计。 著名的人工智能语言 PROLOG 以谓词逻辑为基础。
状态空间	来源于早期的问题求解和博弈程序。	把求解的问题表示成问题状态、操作、约束、初始状态和目标状态。状态空间就是所有可能的状态的集合。求解一个问题就是从初始状态出发,不断应用可应用的操作,在满足约束条件下达到目标状态。问题的求解过程可以看成是问题状态在状态空间中的移动。	可较好地表达与时序有关的知识,适用于知识库较小的场合。
脚本	1975 年 Schank 依据他的概念依赖理论而提出。	其结构类似于框架,但它更强调事件之间的因果关系。脚本中描述的事件形成了一个巨大的因果链,链的开始是一组进入条件,它使脚本中的第一个事件得以发生。链的末尾是一组结果,它使后继事件得以发生。与框架相比,脚本用于描述固定的事件序列,框架是一种通用的结构,脚本则对某些专门知识更为有效。	主要用在自然语言理解。
Petri 网	1962 年 Petri 提出,用于构造系统模型、动态特性分析,后逐渐用于知识表示。	能很好地模拟异步并行操作。便于描述系统状态的变化及对系统运行特性进行分析。可以在不同的层次上变换描述,而不必注意细节及相应的物理表示,这样可将注意力集中到对某一个层次的研究上。	可以模拟逻辑运算、语义网络、框架、状态空间与规则等多种功能。故也可以作为一种通用的知识表示形式。
神经网络	几经曲折,近年来用于知识表示并成为最有前途的方法之一。	分布式表示,把表示某项知识的有关信息分布在神经元上。可以拥有大量的知识。采用隐式表示知识,而其它各种方法均为显式表示。可以实现联想记忆。在一定程度上模拟了专家凭直觉解决不确定性问题的过程。	

对一个实际问题采用哪一种或哪几种知识表示方法,要根据具体问题来决定。一般来说,选择知识表示时,可从如下的要求来考虑:

(1) 表示能力　能够将问题求解所需的知识正确有效地表达出来,在专家控制系统中,首先应考虑它是否能充分地表示领域知识。对于过程控制的知识,一般具有经验性、因果性的特点,较宜于用产生式表示法。但当系统复杂,而且又存在隶属关系时,如系统中有部件,部件又由多个子部件组成,部件与子部件间既有相同属性又有不同属性,为了反映出知识各部分的结构关系,将框架表示与产生式表示法结合起来是有益的。

(2) 可理解性　所表达的知识应有合理的复杂性,应尽可能简单明了、易于理解,符合人类的思维习惯。

(3) 可利用性　能够有效地利用所表达的知识,特别是便于进行推理。推理与知识表示有密切的关系。如果一种知识表示方法的数据结构过于复杂或难以理解,必然会影响推理效率,从而降低系统的实时能力,甚至不能使用。这往往是在专家控制系统中设计知识库和推理机时要首先考虑的问题。

(4) 可维护性　包括对知识的修改、扩充与管理。一个专家控制系统往往要经过现场的反复调试,发现其中在质量和性能等方面的问题,这时要能够方便灵活地对知识进行修改、删除和扩充。

由于在专家控制系统中,特别是在一些专家控制器中,产生式表示法用得十分广泛,下面主要对这种方法及其相应的推理方法进行讨论。

2.3.3　产生式规则知识表示

用产生式规则方法来描述专家系统的知识,包括知识库、控制规则集等就构成了产生式专家控制系统,简称为产生式系统。

产生式规则的形式是一个“如果条件成立则进行操作”的语句,简称为“如……则……”或“IF…THEN…”形式。其一般表示式为:

R#:　IF　〈条件〉　THEN　〈操作〉

或　R#:　C→O

其中,R#为规则号,表示规则在规则库中的序号。〈条件〉部分也称为前提、前项或产生式左边;〈操作〉部分也称为结论、后项或产生式右边。

实际使用中几个问题的说明:

(1) 〈条件〉可以是多个因素的逻辑组合。例如:

R#:　IF　(〈条件1〉 OR 〈条件2〉) AND 〈条件3〉 …

THEN　〈操作〉

〈条件〉和〈操作〉之间的关系可以包括解析表达式、模糊关系、因果关系和经验规则等多种形式或它们的结合。例如:

R#: IF $x \in W^l$ THEN $u(k) = u(k-1)$

〈操作〉还可以是一个子规则集,也可具有IF…THEN的形式,即产生式规则可以嵌套。例如:

R#:　IF 〈条件1〉 AND 〈条件2〉

THEN (IF 〈条件 3〉 THEN 〈操作〉)

(2) 在实时专家系统中,可以用引入一个与时间有关的因子或时间函数 $T(t)$,并采用产生式规则的形式来表达与时间有关的动态知识。其形式为:

R #: IF $T(t)$ > 规定的时间限度 THEN 〈操作〉

或者 R #: IF $|T(t_1) - T(t_2)|$ > 给定的时间误差限 THEN 〈操作〉

(3) 为了加快推理过程,可将知识库分成几个层次来建立。这在实时专家系统中特别有用。处在低层的知识层较简单,采用较简单的算法和较少的规则。越高层的知识层越复杂,采用较复杂的算法和较多的规则。推理机构先在最低层推理,以便很快地得到一个结果。这个结果可能并非最优。如果时限已到,即可以它为输出。如果时间允许,则进入上一层搜索,以期获得一个更优的结果。这是一种逐步求精,逐步优化,缩小搜索空间的方法。

(4) 在实时专家系统中,特别是对一些大型、复杂的实时专家系统,将产生式规则与框架结合起来建立知识库是一个很好的方法,它可以有效地加快推理过程的进行。结合的办法有:

① 在规则中包含框架。即将规则的一些项(条件、结论)设计成框架。例如:

R #: IF 〈框架 1〉 AND 〈框架 2〉 AND……THEN 〈框架 N〉

匹配时以框架进行匹配,如果以某种方式使这些框架匹配成功,就认为该规则成立。

② 在框架中包含规则。把框架的某些槽作为一些规则,以便用框架表达知识,而用嵌套的规则表达细节知识。这样可使每个规则库变得相当小,有利于搜索的进行。

(5) 在产生式系统中,一个规则的条件部分通常是关于数据库中某些事实的断言,而其结论(操作)部分一般是能引起数据库中数据值改变的断言。当数据库中的事实满足某一规则的条件部份时,该规则的结论部分可以改变数据库中的事实,这是中间推理过程;也可以引起专家系统的输出。这时,在专家控制系统,就产生控制规则的输出。

(6) 对于一个产生式规则,其条件部分和结论部分采取什么方式来表示,产生式系统没有明确的规定,但尽可能注意以下两项原则:

① 条件部分和操作部分的表示方式与数据库中事实表示方式尽可能一致,以便于条件与事实的检索匹配,和便于修改动态数据库中的事实。

② 在能恰当表达清楚规则含义的前提下,尽可能使它们表达简洁,以便于规则的处理。

2.3.4 产生式系统的推理

1. 推理过程

产生式系统的推理过程可以分为三个阶段:

(1) 模式匹配　把当前数据库中的事实与知识库的各规则的条件部分相匹配,如果两者完全匹配或近似匹配,则把这条规则称为触发规则。所有的触发规则取出,组成触发规则集。

(2) 竞争消解　从触发规则集中按某种策略选出一条执行的规则,该规则称为启用

规则。

(3) 执行操作　执行启用规则的操作部份,其结果使数据库内容更新。

产生式系统的推理就是“匹配 - 竞争消解 - 操作”周期循环,在每一周期的操作都更新了数据库的内容,使得下一周期可以选择不同的启用规则。这样反复循环,使得数据库中的内容最终包含目标状态,使问题得到求解。

2 . 竞争消解策略

竞争消解是推理过程中一个较困难的问题。特别是在大型数据库中,每一个推理循环中的触发规则往往不止一条,这就需要按某种准则(策略)从中选择一条规则作为启用规则。目前尚没有一个完全令人满意的一般性准则可以普遍适用,实际应用中往往是根据具体系统采用某个准则或某些准则的组合。常用的一些准则有:

· 按规则的优先级别选取优先权最高者。优先权可根据实际问题的特征来定义。

· 将所有规则进行线性排序,选取最先匹配成功的一条规则。

· 将规则按执行过的次序排序,选取最近执行过的规则。

· 选取条件描述复杂性高的规则。

· 选取原来一个没有用过的新规则。

· 规定一条规则只可执行一次(Agenda 法)。

· 用随机数发生来决定启用规则的序号。

图 2 .8　正向推理过程示意图

· 检查可用规则是否会产生数据冗余,取冗余小的规则。

3 . 推理方向

产生式系统的推理方向可分为三种:正向推理、反向推理和双向推理。

(1) 正向推理　由已知的事实出发向结论方向的推理,即所谓事实驱动推理方式。其推理过程为:推理机根据原始信息,在知识库中寻找能与之匹配的规则。若找到,则将该规则结论部份作为中间结果,并利用它继续与知识库中的规则匹配,直到得到最终结论。正向推理过程如图 2 .8 所示。

正向推理简单、易于实现,特别是在一些专家控制器或较简单的专家控制系统中获得广泛的应用。但正向推理目的性不强,往往要用启发性知识来控制中间结论的选取,对复杂的大型专家控制系统困难较大。

(2) 反向推理　先提出假设,然后由此出发进一步寻找支持假设的证据,即所谓目标驱动方式。其推理过程为:选定一个目标,然后在知识库中寻找能导出该目标的规则集。若这些规则中某条规则的条件部分与数据库中事实相匹配,则执行该规则;否则将该规则条件部分作为子目标,递归执行上述过程,直到总目标被求解或者不存在能导出目标(或子目标)的规则为止。反向推理过程如图 2 .9 所示。

图 2 .9　反向推理过程示意图图

反向推理在选择初始目标时具有很大的盲目性。当初始假设选得准确时,问题求解的效率就会高,但如果选得不好,则会导致许多无用的操作过程。这是反向推理的难点。它比较适用于结论单一或直接提出结论要求证实的场合。

(3) 双向推理　又称正反向推理或混合推理,先根据已知事实出发通过正向推理帮

助提出假设,再用反向推理进一步寻找支持假设的证据。这样一前一后地反复进行推理,直到得到结论为止。双向推理过程如图 2 .10 所示。

图 2 .10　双向推理过程示意图

双向推理具有正、反向推理的优点。但双向推理过程中要求正反向推理在某些子目标上接合,因此,接合点判断以及正反向比重的均衡就成为双向推理的难点。

2 .4　专家控制系统的设计

2 .4 .1　模型描述

专家控制系统面对的往往是复杂的工业系统,在这些系统中对象及其环境具有非线性、时变性、不确定性以及信息不完全性。必须采用多种形式,才能有效地描述这种过程。另一方面,专家控制本质上是一种仿人的智能控制, 人(专家)进行控制的方式也是多种多样的,有时是精确的, 有时是模糊的,而有时是在某些信息不明确的情况下凭直觉、常识和信念进行的,并在控制过程中再逐步明确起来, 即是灰色的。所以, 在专家控制中, 对于被控对象和控制器的描述可采用多种形式,可以用定量的、定性的、精确的、模糊的以及灰色的各种各样的形式。为了确切地对它们进行说明, 首先应当了解刻划一个对象的方法。这里所指的对象, 我们广义地理解为包括数据、状态、区域、结构、关系、行为、概念、事物等。一般来说,刻划一个对象有两个因素, 即内涵和外延。对象的内涵是这一对象区别于其他对象的基本的属性;对象的外延是指符合该对象定义的所有元素的全体。用集合论

的语言来说,对象的内涵就是集合的定义;而对象的外延就是组成该集合的全体元素。

专家控制系统中主要有下述几种模型:

(1) 解析模型　这是在常规控制理论中通常采用的数学解析模型。可以用数学公式来精确表达。例如微分方程、差分方程、传递函数、状态方程等。在这种模型中,所处理的对象,包括它的内涵和外延,都是精确知道的,"非此即彼"。解析模型一定是确定性的,用信息论的语言称之为白色的。今后,我们用 W^l 来表示白色对象的全体,且实数域记为 R^1。

(2) 模糊模型(Fuzzy 模型)　在控制过程中,模糊性现象是普遍存在的。所谓模糊性,主要指事物的差异在中介过渡时所呈现的"亦此亦彼"性。模糊性的特点是内涵明确,外延不明确。模糊性可用模糊数学的精确数学语言来处理,而并不强调要使"模糊"向"精确"变化。模糊集合可以逼真地描述模糊现象。模糊集合完全由它的隶属函数来刻划,对于一个模糊量,它的隶属函数是唯一确定的。今后,我们用 F^l 来表示模糊对象的全体。

1956 年,模糊理论的创始人 L.A.Zadeh 从实践中总结出一条互克性原理:"当系统的复杂性日趋增长时,我们作出系统特性的精确且有意义的描述能力将相应降低,直至达到这样一个阈值,一旦超过它,精确性和有意义性将变成两个几乎互相排斥的特性。"这个原理告诉我们,过分追求系统描述的精确性是徒劳无益的;对一个实际系统特别是复杂系统进行完全精确的描述往往是不可能的、也是没有必要的。而模糊描述不但有利于提高解决问题的效率,而且是一种恰如其分的方法。它在实际工业系统中,特别是在只掌握对象的一些定性的知识时经常使用。

(3) 灰色模型　灰色性是指信息不完全性。其特点是"部分已知部分未知"。灰色性与模糊性不是同一个概念。一个对象是模糊的,指的是它的内涵明确,而外延不明确;一个对象是灰色的,指的是它的外延明确,而内涵不明确。一个模糊数,有确定的隶属度;而一个灰色数的隶属度是未知的,是夹在上、下两个隶属度之间的[11]。灰色系统的命题,可以通过补充信息而转化灰色性质,将灰色的内涵转化成白的内涵。灰色性可用灰色系统理论来处理[12]。其中最基本的是灰数的白化处理。例如,P 为灰数,则 (P_0)表示以 P_0 为白化值的灰数。今后,我们用 G^l 来表示灰色对象的全体。

(4) 知识模型　专家控制是一种基于知识的控制。可根据不同的情况,用各种知识表达方式来建立过程或控制器的知识模型。例如用谓词逻辑来建立系统的因果关系模型,用符号矩阵来建立系统的联想记忆模型等。而规则模型是一种在专家控制中应用最多的知识模型。它是一种语言化、符号化模型,特别适于描述过程的因果关系和非解析的映射关系。产生式规则模型的基本形式是

IF　〈条件或前提〉　THEN　〈结论或操作〉

一般情况下,可将上述多种模型进行有机的结合,形成一个综合模型。灵活巧妙地运用各种模型,是专家系统设计成功的关键之一。对于对象模型,专家控制的一个基本的思想是不过分依赖,但要充分利用。因此,用各种方式来描述对象和过程,也是十分重要的。

下面根据 2.2 节的专家控制系统结构(图 2.4)讨论专家控制系统设计[8]。

2.4.2 信息处理和特征提取

1. 特征信息空间

信息处理机构(IE)包括获取信息和提取特征信息。通过检测仪表或软测量技术,获取的信息包括:

过程信息: 如被控量 y,状态量 x,设定值 y^*,……;

运行信息: 如升速 IV,减速 DV,点动 PS,……;

环境信息: 如供电电压 U,料仓仓压 P,……。

IE 根据实际系统的要求,从所获取的信息中提取特征信息,如滤波后的被控量 $\hat{y}$,误差 $e = y - y^*$,以及 $e, \dot{e}, \ddot{e}, \int t|e|\mathrm{d}t, e^2 + \dot{e}^2$ 等。

IE 中获取的每一信息和提取的每一特征信息都称为基元信息。全部基元信息的集合组成特征信息空间,它描述了系统各种情况下的特征。每一基元信息有其论域,论域可以用解析型、模糊型、灰色型和知识型等各种模型来描述,论域可以是白色的、模糊的或灰色的。故规定了信息论域的特征信息空间可称之为多色信息空间,记为

$$\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_r\} \tag{2.1}$$

图 2.11 特征信息空间示意图

每一基元信息论域可作为一个集合来表达。例如,对误差特征信息子空间(图 2.11),常用的特征信息基元有

$$\phi_1 = \{e \mid e < \delta_1 \in W^l\}$$

式中,花括号{ }是集合的符号,花括号中竖线" | "左方的 e 是组成该集合的元素,右方的 $e < \delta_1 \in W^l$ 是对元素的解释,它表明了集合的特征: $e < \delta_1$ 说明系统运行在直线 EF 之左;且 e 是确定型数,是白色的,$\in W^l$ 表示"属于"白色的对象。而

$$\phi_1 = \{e \mid e < \delta_1 \in F^l, \mu_{\phi_1}(e) = 0.75\}$$

表明 e 是一个模糊量,它属于模糊集合 ϕ_1 的隶属度是 0.75。

类似的可以有:

$\phi_2 = \{e \mid |e| < \delta_1 \in W^l\}$　　表明系统运行在直线 EF, HG 之间

$\phi_3 = \{e \mid |e| < M_1 \in W^l\}$　　在直线 AB, DC 之间

$\phi_4 = \{e \mid |e| < \delta_2 \in W^l\}$　　在直线 HE, GF 之间

$\phi_5 = \{e \mid |e| < M_2 \in W^l\}$　　在直线 DA, CB 之间

$\phi_6 = \{e \cdot \dot{e} \mid e \cdot \dot{e} \geq 0 \in W^l\}$　　将 $e \cdot \dot{e}$ 作为一个基元信息,系统运行在第一或第三象限

$\phi_7 = \{\dot{e}/e \mid \dot{e}/e > \alpha \in W^l\}$　　在直线 AC 的上方

$\phi_8 = \{e_{m_{i-1}} \cdot e_{m_i} \mid e_{m_{i-1}} \cdot e_{m_i} > 0 \in W^l\}$　　误差没有改变符号

$\phi_9 = \{|e_{m_{i-1}}/e_{m_i}| \mid |e_{m_{i-1}}/e_{m_i}| \geq 1 \in W^l\}$　误差是衰减的

……

上述诸式中,δ_1, δ_2, M_1, M_2 均为阈值,e_{m_i} 为误差的第 i 次峰值。它们表明的系统状态,可由图 2.11 说明。

对于其他的过程信息、运行信息和环境信息均可作类似的描述:

$$\phi_{10} = \{\tilde{y} \mid \tilde{y} = \vee M_\xi \in [M_0(\text{零}), M_1(\text{小}), M_2(\text{中}), M_3(\text{大})] \in F^l\}$$

其中,符号 $\vee M_\xi \in [M_0(\text{零}), M_1(\text{小}), M_2(\text{中}), M_3(\text{大})]$ 表示在数组 $[M_0(\text{零}), M_1(\text{小}), M_2(\text{中}), M_3(\text{大})]$ 中存在的某一个元素 M_ξ。今后,认定 ξ 及 $[\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_v]$ 分别表示待定的系数及数组。如上式中若给出 $\xi = 2$,则表示 ϕ_{10} 中的 $\tilde{y} = M_2(\text{中}) \in F^l$。

$$\phi_{11} = \{P \mid P = \quad (P_0) \in G^l\}$$

其中,　(P_0) 表示以 P_0 为白化值的灰数。

$$\phi_{12} = \{DV \in W^l\}$$

表明运行在减速(DV)状态。

2. 特征行为空间

基元信息的数目不同、论域不同、组合形式不同就构成了不同的系统运动状态 b_i。b_i 描述了系统某一运行状态的行为特征,它包含有该运动状态的各种特征信息。b_i 的全体构成了描述各种运动状态行为特征的集合,称之为特征行为空间,记为

$$\boldsymbol{B} = \{b_1, b_2, \cdots, b_n\} \tag{2.2}$$

从 Φ 求取 $\boldsymbol{B}$ 实质上是要提取描述系统各种运动状态的特征信息。这可通过信息提取算子 $\boldsymbol{Q}$ 来完成。$\boldsymbol{Q}$ 写成 $n \times r$ 维矩阵的形式:

$$\boldsymbol{Q} = [q_{ij}], \quad i = 1, 2, \cdots, n; \quad j = 1, 2, \cdots, r \tag{2.3}$$

元素 q_{ij} 表明对所作用的对象施行具有规定性质的处理。例如,规定的性质为

$$q_{ij} = \{1, 0, -1, \alpha, (\alpha_1, \cdots, \alpha_v)\} \tag{2.4}$$

式中,1 表明对作用对象全部提取;0 表明全部不提取;-1 表明取非后全部提取;α 或

$(\alpha_1, \cdots, \alpha_v)$分别表明将作用对象中的参数 ξ 或数组$(\xi_1, \cdots, \xi_v)$赋值 α 或$(\alpha_1, \cdots, \alpha_v)$后提取,它的处理级别高于 $q_{ij} = 0, 1, -1$ 的级别。

参考(2.1)及(2.2)的形式,为了减少符号并不致引起混淆,记在特征信息空间 Φ 中所论系统的基元信息构成 r 维特征向量

$$\Phi = [\phi_i], \quad i = 1, 2, \cdots, r \tag{2.5}$$

在特征行为空间 $\boldsymbol{B}$ 中,描述所论系统运行行为的是 n 维特征行为向量

$$\boldsymbol{B} = [b_i], \quad i = 1, 2, \cdots, n \tag{2.6}$$

再定义基本的"提取运算"如下:

交运算 $$\boldsymbol{B} = \boldsymbol{Q} \cap \Phi \tag{2.7}$$

定义为
$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \cdots \\ b_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_{11}\phi_1 \cap q_{12}\phi_2 \cap \cdots \cap q_{1r}\phi_r \\ q_{21}\phi_1 \cap q_{22}\phi_2 \cap \cdots \cap q_{2r}\phi_r \\ \cdots \\ q_{n1}\phi_1 \cap q_{n2}\phi_2 \cap \cdots \cap q_{nr}\phi_r \end{bmatrix}$$

亦即
$$b_i = \bigcap_{j=1}^{r} q_{ij}\phi_j, \quad i = 1, \cdots, n \tag{2.8}$$

并运算 $$\boldsymbol{B} = \boldsymbol{Q} \cup \Phi \tag{2.9}$$

定义为
$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \cdots \\ b_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_{11}\phi_1 \cup q_{12}\phi_1 \cup \cdots \cup q_{1r}\phi_r \\ q_{21}\phi_1 \cup q_{22}\phi_2 \cup \cdots \cup q_{2r}\phi_r \\ \cdots \\ q_{n1}\phi_1 \cup q_{n2}\phi_2 \cup \cdots \cup q_{nr}\phi_r \end{bmatrix}$$

亦即
$$b_i = \bigcup_{j=1}^{r} q_{ij}\phi_j, \quad i = 1, \cdots, n \tag{2.10}$$

这样,就可以从向量 Φ 中经过矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 提取出向量 $\boldsymbol{B}$,从而得到描述系统动态运行特性的关系。

例 2.1 讨论一确定型(白色)系统。在特征信息空间中描述该系统的特征向量由本节开始所述的常用基元信息中的 6 个组成,即

$$\Phi = [\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4, \phi_6, \phi_7]^{\mathrm{T}} \tag{2.11}$$

取提取矩阵为

$$\boldsymbol{Q} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 & 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{Q}$ 和 Φ 进行交运算后得

$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \boldsymbol{Q} \cap \Phi$$
$$= \begin{bmatrix} (-\phi_1) \cap (-\phi_3) \cap (-\phi_6) \\ (-\phi_1) \cap (-\phi_4) \cap \phi_6 \cap \phi_7 \end{bmatrix}$$

系统的特征行为空间是两个运行行为的集合:

$$b_1 = (-\phi_1) \cap (-\phi_3) \cap (-\phi_6)$$

$$= (e > \delta_1) \cap (|e| > M_1) \cap (e \cdot e \leq 0) \tag{2.12}$$

$$b_2 = (-\phi_1) \cap (-\phi_4) \cap \phi_6 \cap \phi_7$$

$$= (e > \delta_1) \cap (|e| > \delta_2) \cap (e \cdot e \geq 0) \cap (e / e > \alpha) \tag{2.13}$$

b_1 表明系统处于图 2.11 的斜线区域,这时系统正运行在起动过程的开始阶段,如图 2.12 的 AB 线部份。b_2 表明系统处于图 2.11 的网格区域,这时系统运行的动态特征是:在受扰动作用后以较大速度偏离目标值,如图 2.12 的 CD 线部份。

图 2.12　特征行为空间的时间表示

例 2.2　讨论一灰色系统。其特征向量为

$$\Phi = [\phi_2, \phi_4, \phi_{10}, \phi_{11}, \phi_{12}]^{\mathrm{T}} \tag{2.14}$$

取提取矩阵为

$$\boldsymbol{Q}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}; \quad \boldsymbol{Q}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

令 $\boldsymbol{Q}_1$ 对(2.14)的特征信息向量 Φ 作并运算,再用 $\boldsymbol{Q}_2$ 对其结果作交运算,可得

$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \boldsymbol{Q}_2 \cap (\boldsymbol{Q}_1 \cup \Phi)$$

$$= \begin{array}{c} \phi_2 \cap \phi_4 \cap \phi_{11} \\ (-\phi_2) \cap (-\phi_4) \cap (\phi_{10}(2) \cup \phi_{12}) \end{array}$$

该系统的特征行为空间是两个运行行为的集合:

$$b_1 = |e| \leq \delta_1 \cap |e| \leq \delta_2 \cap P = (P_0) \tag{2.15}$$

$$b_2 = |e| > \delta_1 \cap |e| > \delta_2 \cap (\tilde{P} = M_2(\text{中}) \cup DV) \tag{2.16}$$

b_1 表示的系统特征运动状态是:系统的灰色仓压 P 以 P_0 为白化值且系统已进入稳定运行。

b_2 表示的状态是:当系统的输出量为模糊量“中等”且未进入稳定运行;或者系统正在减速过程中。

2.4.3 控制策略

在专家控制中,为了适应对象的时变性、不确定性,干扰的随机性,环境的不确定性,要求控制策略采用多种模态:开环、闭环控制,正反馈、负反馈控制,定性决策与定量控制等多种形式的结合。并能通过在线获取的信息灵活地修改控制策略或控制参数。专家控制系统中的控制策略的灵活多变性还表现在:不仅对象不同控制策略不同,而且即使同一对象在不同的动态响应状态下或在不同的控制要求下,其控制模态也会是不同的。这种不断变化策略的控制方式,称为多模态控制(决策)。此外,专家控制中还应设计异常情况处理的适应性策略,以增强系统的应变能力。多模态控制策略可用控制向量

$$\boldsymbol{U} = [u_i], \quad i = 1, 2, \cdots, n \tag{2.17}$$

来表示。其中,每一个控制策略可以是解析的、模糊的或者是知识型的。我们把控制策略看成是专家控制的输出(参见图 2.4),特别是在生产操作指导这类专家控制系统中,模糊型、规则型、知识型的控制输出就更普遍。

控制策略往往是由一些控制基元组成,如比例、积分、维持、增量、状态反馈以及典型的操作规则等,它们在软件设计中相当于一些控制模块子程序,所以将控制策略分解成控制基元是颇有现实意义的。控制基元的集合构成了控制基元向量

$$\boldsymbol{V} = [v_i], \quad i = 1, 2, \cdots, l, \quad l \leq m \tag{2.18}$$

例如,一些常用的控制基元有:

$$\begin{array}{ll}
v_1: \ k_p e & \text{比例控制} \\
v_2: \ k_d e & \text{微分控制} \\
v_3: \ k_i \int e \mathrm{d} t & \text{积分控制} \\
v_4: \ u_H & \text{维持控制,输出保持上一拍的值 } u_H \\
v_5: \ k \sum_{i=1}^{n} e_{m_i} & \text{峰值误差记忆和} \\
v_6: \ f(e) \cdot e & \text{变系数控制,} f(e) \text{为某个非线性函数} \\
v_7: \ \pm u_m & \text{“砰-砰”控制,} u_m \text{ 为最大控制量} \\
v_8: \ u_k \pm \alpha & \text{输出预补偿,} u_k \text{ 为控制量,} \alpha \text{ 为常数} \\
v_9: \ \text{风阀开度} = v & N_\xi \in [N_1(\text{小}), N_2(\text{中}), N_3(\text{大})]
\end{array} \tag{2.19}$$

v_{10}: IF 已连续加了三次煤 THEN 稍微减少进料量 ELSE 适量加煤

……

由 $\boldsymbol{V}$ 形成 $\boldsymbol{U}$ 可通过控制提取算子 $\boldsymbol{G}$ 来实现,它也以矩阵的形式给出:

$$\boldsymbol{G} = [g_{ij}],\quad i = 1,2,\cdots,n;\ j = 1,2,\cdots,m \tag{2.20}$$

式中,g_{ij} 亦具有(2.4)规定的性质,而 $\boldsymbol{G}$ 与 $\boldsymbol{V}$ 采用通常的矩阵运算规则:

$$\boldsymbol{U} = \boldsymbol{GV}$$

或

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \cdots \\ u_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & \cdots & g_{1m} \\ g_{21} & g_{22} & \cdots & g_{2m} \\ \cdots & & & \cdots \\ g_{n1} & g_{n2} & \cdots & g_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \cdots \\ v_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11}v_1 + g_{12}v_2 + \cdots + g_{1m}v_m \\ g_{21}v_1 + g_{22}v_2 + \cdots + g_{2m}v_m \\ \cdots \\ g_{n1}v_1 + g_{n2}v_2 + \cdots + g_{nm}v_m \end{bmatrix} \tag{2.21}$$

式中 g 左乘 v 仍表示“g 对 v 施加作用”。由此,多模态控制策略一般可写成

$$u_i = [g_{i1}v_1 + g_{i2}v_2 + \cdots + g_{im}v_m] \tag{2.22}$$

适当选择 $\boldsymbol{G}$ 和 $\boldsymbol{V}$,就可得到各种形式的控制策略。

例 2.3 控制基元向量由(2.19)中的 5 个控制基元组成:

$$\boldsymbol{V} = [v_2, v_3, v_6, v_8, v_9]^{\mathrm{T}}$$

控制提取矩阵取为

$$G = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

则可得控制策略为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{U} &= [u_1 \quad u_2 \quad u_3]^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{GV} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} [v_2, v_3, v_6, v_8, v_9]^{\mathrm{T}} \\ &= [v_2 + v_3 + v_6 \quad v_8 \quad v_9 |_{\xi = 2}]^{\mathrm{T}} \end{aligned}$$

实现的三种控制策略为:

$u_1 = f(e)\cdot e + k_{\mathrm{d}}\dot{e} + k_{\mathrm{i}}\int e\mathrm{d}t$ 变系数比例 + 微分 + 积分

$u_2 = u_k \pm \alpha$ 非线性死区预补偿

$u_3 = N_2$(中) 操作指导:风阀开度“中等”增加

2.4.4 知识库

知识库存放问题求解需要的领域知识,它与专家控制系统具体的应用领域有密切的关系,一般要根据具体的应用要求设计知识库。下面,只是给出一些设计中的原则。

设知识库中专家控制知识组成的集合为

$$\boldsymbol{H} = \{h_1, h_2, \cdots, h_s\} \tag{2.23}$$

在一般意义上,知识库 $\boldsymbol{H}$ 包含了控制规则和自学习机构的知识以及其他的专家领域知识。$\boldsymbol{H}$ 是根据特征信息空间 Φ 及数据库有关的数据建立起来的。这个过程实际上是

Φ 到 $\boldsymbol{H}$ 的映射

$$\Omega : \Phi \rightarrow \boldsymbol{H}, \quad \phi_i \longmapsto h_i \tag{2.24}$$

所谓映射是指,对每一个 $\phi \in \Phi$,都存在着唯一确定的元素 $h \in \boldsymbol{H}$ 与之对应。(2.24)中的前半部分 $\Omega : \Phi \rightarrow \boldsymbol{H}$ 表示从 Φ 到 $\boldsymbol{H}$ 的映射 Ω;后半部分 $\phi_i \longmapsto h_i$ 补充说明该映射对应的规则。至于对应什么样的具体规则,即映射 Ω 及其元素的具体形式要视具体问题而定。一般有定量映射和定性(规则)映射两种形式。定量映射

$$\omega : h_i = f_i(\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_r) \tag{2.25}$$

式中, f_i 为某个确定的函数关系。

规则映射

$$\omega : f \longmapsto \text{IF} \ \langle\text{条件}\rangle \ \text{THEN} \ \langle\text{操作}\rangle \tag{2.26}$$

2.4.5 自学习机构

自学习机构是衡量专家系统智能水平的重要标志,也是在实际专家控制设计中最困难的一个地方。现在尚没有完善、实用的通用性自学习方法。神经网络具有很强的自学习功能,但由于其实时性的问题,在工程应用中还感困难。目前流行的方法中,以统计学习和奖罚学习两种方法应用较好,现介绍如下:

(1) 统计学习法　这种方法是基于某规则依一定的概率成立,概率越大,说明该规则越可靠可信。在系统运行过程中,不断检测环境的各种信息,测试每条规则的可靠程度。若某条规则概率小于 0.5,则删除之;反之,保留。这样,使知识变得更加灵活可靠,保证系统处于最佳运行状态。

(2) 奖罚学习法　这种方法的基本思想是设置一个判别函数,判断当前控制作用对过程的进行是否有利,有利,则加大此控制作用;反之,则减小。例如,判别函数取为

$$C(k) = e(k) \cdot \dot{e}(k)$$

若当前 $C(k) < 0$,即 $e(k) > 0$, $\dot{e}(k) < 0$,或者 $e(k) < 0$, $\dot{e}(k) > 0$。说明被控制量将有减少偏差的良好趋势,则对控制量 u 进行奖励,将控制量乘上一个大于 1 的数,使控制量增加;若 $C(k) > 0$,即 $e(k) < 0$, $\dot{e}(k) < 0$ 或 $e(k) > 0$, $\dot{e}(k) > 0$,说明被控制量将有增加偏差的不良趋势,则对控制量进行惩罚,将控制量乘一个小于 1 的数,使控制量减弱。

2.4.6 推理机

专家控制系统的工作模式可理解为:通过特征提取识别出系统当前处于什么特征运动状态,并立即采取相应的控制模态进行控制。这一过程可用映射的信息处理来描述。推理机由推理规则集

$$R = \{ r_1, r_2, \cdots, r_m \} \tag{2.27}$$

构成,它是由行为空间 $\boldsymbol{B}$ 到控制规则集 $\boldsymbol{U}$ 的映射的集合。我们用行为提取算子

$$P = \{ p_{ij} \}, \quad i = 1, 2, \cdots, m; \quad j = 1, 2, \cdots, n \tag{2.28}$$

来描述推理规则的特性。其中, p_{ij} 亦具有式(2.4)规定的特性。 $\boldsymbol{P}$ 对 $\boldsymbol{B}$ 可施行交、并等运算。例如

$$P \cap B = \Lambda = \{\lambda_i\},\quad i = 1,2,\cdots, m \tag{2.29}$$

Λ 到 U 的映射可用产生式来描述:

$$R:\ \Lambda \rightarrow U$$

$$r_i:\ \text{IF } \lambda_i \text{ THEN } u_i \tag{2.30}$$

2.4.7 数据库

数据库是各种已知条件、实时数据等当前信息,以及与特定问题有关的各种临时数据的集合。信息处理和提取得到的特征信息空间 Φ、运行行为空间 B、人机界面的外部输入信息、专家系统推理过程的中间结果等,都存放在数据库中。我们将这些内容统称为事实。数据库的设计就是要正确选择表示事实的数据结构。这往往需根据不同领域的特点及问题特性选择合适的表达方式,如集合、列表、树、数组和图等。一般常用列表和数组表示。例如,用三元列表(对象,属性,值)来表示事实,可组成如下所示的数据结构:

(反应器,温度,320℃)表示“反应器的温度是 320℃”;

(压力,上限,0.1MPa)表示“压力的上限为 0.1MPa”;

(转速,运行方向,正)表示“转速方向为正”;

(积分时间常数,稳态运行,0.1s)表示“稳态运行时的时间常数取 0.1s”。

……

用四元组(对象,属性,值,置信度)来表示事实,则可以组成:

(温度,实际,1000℃,0.85)表示“实际温度是 1000℃的可信度为 85%”。

以及类似的组成:

(正向起动,速度误差,降低,0.2)

(窑头,压力,0.010.02MPa,0.75)

……

数据库设计中另一个重要的问题是事实在数据库中的存放方式,它应充分考虑与知识库及推理机的协调配合。一般情况下,数据库中的全部事实与知识库的所有规则相关的情况是罕见的,往往只是部分规则与部分事实相关。因此,如能将数据库中的事实根据它们与规则的相关性划分成组,则可避免无用的模式匹配而提高推理速度,也提高知识库中知识的使用效率。

2.5 电机调速系统的专家控制

电机调速系统是工业上广泛应用的系统。钢铁、造纸、机械、电子、轻工、印染、橡胶以及军工等部门中各种需要调速的设备上都大量使用。近年来,国内外对全数字化的晶闸管直流调速系统进行了大量的开发研究,已形成产品,获得了许多成功的应用。但这些产品在控制策略上大多还是将传统的 PID 控制方式移植过来,没有能很好地发挥计算机的智能作用。如何在全数字化电机调速系统的基础上,应用专家控制的理论和方法,进一步提高电机调速系统的性能,这对工业应用,传统工业的技术改造,是很有意义的。这项工作可以从下面三方面进行:

(1) 基本的调速专家控制器;

(2) 硬软件的实时专家自诊断;

(3) 应用电机调速系统的生产过程的专家控制。

在本节中,结合笔者研制开发的一套带专家控制器的直流电机调速系统,对前面两个问题进行讨论[14][17]。下节再讨论后一个问题。

2.5.1 全数字化直流调速系统

全数字直流调速系统的总体框图示于图 2.13。该系统具有一定的通用性,它包括下述 3 个主要部分。

图 2.13 直流调速系统总体结构

1. 功率部分

这部分已成熟定型。包括单相可逆、不可逆,三相可逆、不可逆等线路及功率部件和动力操作部分。直流传动系统中,转速对电枢电压的传递函数可表示为

$$G_m(s) = \frac{K_m}{T_a T_m s^2 + T_m s + 1} \tag{2.31}$$

式中 K_m——电机系数;

T_m——电机机电时间常数;

T_a——电机电磁时间常数。

晶闸管变流器连同触发装置的传递函数可描述为[19]

$$G_h = K_h \frac{1 - e^{-T_h s}}{s} \tag{2.32}$$

式中 T_h, K_h 分别为晶闸管变流器脉动周期及线性化放大系数。

2. 操作部分

(1) 信息输入 由 4 位数码开关及有关的功能键组成,可输入转速给定值,起动、停

止、正转、反转等信息,年月日及三个随应用场合不同而可自定义的参数。

(2) 信息显示　由 5 位数码管及有关功能键组成,可显示转速实际值及上述输入的各种参数。

(3) 记录打印　接宽行(128)或窄行(80)打印机,按下打印功能键即可将系统实际运行的有关数据打印出来。

(4) 单动/ 联动　通过功能键操作,可使系统单独进行调速,也可接受另一系统的同步联动信号实现转速同步控制。

3 . 控制及检测部分

MIC-Ⅲ型调速专家控制器的硬件框图如图 2 .14 所示。它以 MCS-51 单片机为核心,结合时钟、存贮、驱动、接口、变换、触发以及电源等器件组装成一体。对于直流调速系统这种常规的工业应用,设计中强调了实时性、高抗扰性以及简便价廉。线路和印刷板均进行精巧的设计和处理,以保证一定的通用性和较强的抗干扰能力。并可灵活方便地安装在功率装置或控制台中,以便于工业现场应用。

图 2 .14　MIC-Ⅲ型调速专家控制器结构框图

现对系统中使用的几个环节略作说明。

(1) 电流检测　电流检测电路用两组交流互感器检测出正、反两组晶闸管交流侧电流信号,经桥式整流,分别得到正、反组电流信号的模拟量。经 ADC0809 模/ 数转换器,得到电流信号的数字量。电流检测可以认为是一个比例系数 β。

(2) 转速检测　系统中为转速检测备有计数输入通道及模拟输入通道,既可采用光电脉冲发生器也可采用测速发电机来检测转速。光电脉冲发生器由圆周上均匀地刻有光栅的圆盘、脉冲形成和放大电路组成。它联接到电机轴上。当圆盘随电机一起转动时,通过光电元件的作用,一道道光栅变成一个个脉冲。脉冲的频率正比于电机的转速。一个

采样周期内脉冲数量就反映了电机的速度值。

光电脉冲发生器每一采样周期输出的脉冲数为

$$b(t) = \frac{K_n}{2\pi}[\theta(t) - \theta(t - T)] \tag{2.33}$$

式中 $\theta(t)$——输出角,rad;

K_n——光电盘上的光栅数。

(2.33)的拉氏变换式是

$$B(s) = \frac{K_n}{2\pi} \frac{1 - e^{-Ts}}{s} \Omega(s) \tag{2.34}$$

由此,光电脉冲发生器的传递函数为

$$H(s) = \frac{B(s)}{\Omega(s)} = K_n^* \frac{1 - e^{-Ts}}{s} \tag{2.35}$$

式中 $K_n^* = \frac{K_n}{2\pi}$——每弧度产生的脉冲数;

$\Omega(s)$——电机速度;

T——采样周期。

光电脉冲发生器的输出信号需经过光电隔离,在可逆调速系统中,还应有辨向电路,再送入微机的计数器中。计数脉冲的频率为

$$f = \frac{n}{60} K_n \tag{2.36}$$

式中 K_n——光电脉冲发生器每转的脉冲数,也即是光电盘上的光栅数;

n——电机转速,r/min。

在一个采样周期内,脉冲计数为

$$N = Tf \tag{2.37}$$

式中 T——采样周期。

若 $K_n = 1024$ 脉冲/转,$T = 10$ms,$n = 1000$,可求得脉冲的最大计数量为 $N_{max} = 170$。即用 8 位计数器便可完成转速的计数。

(3) 晶闸管数字触发 采用“区间移相触发原理”构成 MST-Ⅲ型数字触发器,它以较小的硬软件开销(约 200 字节的内存)实现 6 相可逆线路的触发。移相范围大于 180°,脉冲分辨率高于 0.15°/bit,详见文献[16]。单相可逆数字触发器可参阅文献[18]。

2.5.2 控制模式

直流调速装置的控制对象是直流电机及晶闸管变流器,它们的模型是确定的,且在大多数情况下可线性化。所以,在直流调速系统中通常采用的控制策略有:

1. 恒值控制

或称“砰-砰控制”。晶闸管以恒定的相控角导通并输出恒定的电压,电机在此电压下起动或制动。若相控角最小(整流状态 α_{min},逆变状态 β_{min}),则加在电机上的电压最大。最大恒值控制时,控制器的输出为

$$v_1: u(k) = \pm U_m \tag{2.38}$$

实际应用中,恒值控制还包括更广泛的范围,它不一定工作在最大值下。一般情况下,控制器的输出为

$$v_2: u(k) = \pm \gamma(\cdot) U_m \tag{2.39}$$

式中 $\gamma(\cdot)$是某个小于 1 的常数,或者是某个因素的函数。这时,加在电机上的电压是小于最大值 U_m 的一个恒定电压。

实现恒值控制是很简便的。由数字触发器的原理可知,只需对微机中形成移相角的定时器直接送一个时间常数值就可以了,而不必进行任何运算。

2. 维持控制

如果上一拍的控制已能满足要求,则本拍仍可沿用上一拍的控制

$$v_3: u(k) = u(k-1) \tag{2.40}$$

在系统已进入稳态运行时,往往采用这种控制模式。

3. 带微分反馈的 PI 控制

这是一种传统的控制模式,对线性确定型的直流调速系统获得了很好的效果,它能使控制过程有较好的稳定性和较快的响应[19]。图 2.15 解释了其工作原理。

PI 部分的传递函数为

$$\frac{U(s)}{E(s)} = \frac{K_p(\tau s + 1)}{\tau s} \tag{2.41}$$

将(2.41)写成时域形式,并离散化后得到的增量形式为

$$u(k) = u(k-1) - K_P e(k-1) + Ke(k) \tag{2.42}$$

图 2.15 带微分反馈的 PI 调节器方框图

式中 $u(k), e(k)$——第 k 拍调节器的输出、输入;

K_p, τ——调节器的比例系数及超前时间常数;

$K = K_p \quad 1 + \frac{T}{\tau}$ ——等值比例系数;

T——采样周期。

PD 部分传递函数为

$$\frac{F(s)}{B(s)} = 1 + \frac{T_f s}{T_0 s + 1} \tag{2.43}$$

式中 $F(s), B(s)$——微分后及微分前的反馈值;

T_f, T_0——微分时间常数及抑制干扰的滤波时间常数。

将(2.43)式离散化处理后得

$$F(k) = K_f F(k-1) + (1 + K_f') B(k) - (K_f + K_f') B(k-1) \tag{2.44}$$

式中 $K_f = \frac{T_0}{T_0 + T}$, $K_f' = \frac{T_f}{T_0 + T}$。

由图 2.15 可直接得

$$E(k) = R(k) - F(k) \tag{2.45}$$

(2.42),(2.44)及(2.45)是带微分反馈的 PI 控制程序设计的基础。其中,主要需进

行 5 次乘法,用常规的汇编语言很容易实现。

带微分反馈的 PI 控制常用在接近稳态时或稳态运行中受干扰后的恢复过程。图 2.16是对直流调速装置的电流、转速进行串级控制的方框图。

图 2.16　电流-转速串级控制方框图

参照图 2.16 中的符号,应用(2.42)、(2.44)及(2.45),得转速部分递推算法为

$$\begin{aligned} F_n(k) &= K_{fn}F_n(k-1) + (1 + K'_{fn})\,n(k) - (K_{fn} + K'_{fn})\,n(k-1) \\ E_n(k) &= n^*(k) - F_n(k) \\ U_n(k) &= U_n(k-1) - K_{pn}E_n(k-1) + K_nE_n(k) \end{aligned} \tag{2.46}$$

对于电流部分,得

$$\begin{aligned} F_i(k) &= K_{fi}F_i(k-1) + (1 + K'_{fi})\,i(k) - (K_{fi} + K'_{fi})\,i(k-1) \\ E_i(k) &= U_n(k) - F_i(k) \\ u(k) &= u(k-1) - K_{pi}E_i(k-1) + K_iE_i(k) \end{aligned} \tag{2.47}$$

根据(2.46)及(2.47)可以由转速设定 n^*,实际转速 n 和实际电流 i 计算出控制输出 u。这就是带微分负反馈的 PI 控制算法,写成紧凑的形式是

$$v_4:\ u(k) = l(u(k-1), i(k), i(k-1), n(k), n(k-1), n_k^*(k)) \tag{2.48}$$

在设计 K_{pn}, K_n, K_{fn}, K'_{fn}, K_{pi}, K_i, K_{fi}, K'_{fi}等参数时,要充分考虑控制对象的数学描述(2.31)(2.37)诸式[19]。

2.5.3　调速专家控制器的设计

1.设计思想

专家控制的主要任务,在于分析计算并判断各种运行状态,给出适当的晶闸管触发角相位信号,使得直流调速装置能快速无超调起制动,并在进入稳态后保持要求的静态精度。这些动作要以最少的内存和最短的时间完成,以满足调速系统快速性、实时性的要求。并节省计算机的工作时间和内存,实现更复杂的生产过程的专家控制(参见节 2.6)。MIC-Ⅲ型调速专家控制系统完成控制和触发等基本功能占用的内存约 1.2kB,CPU 使用率约 30%。在实际装置上很容易实现,并为进一步的生产过程的专家控制准备了条件。

直流调速系统一般要求四象限工作,包括正反向起制动的全部过程,如图 2.17 所示。分析这些过程可知,正向起动过程和反向制动过程是类似的,将它们归纳为一类,简称为

“正起反制”;反向起动过程和正向制动过程也是类似的,亦可将它们归纳为一类,称为“反起正制”。

图 2.17　正反向起制动过程

2.系统分析

(1) 特征信息空间　系统信息空间中的基元信息包括:

① 在“正起反制”及“反起正制”中以及稳定运行状态中所能获取的信息。如转速设定值 $n^*(k)$,实际值 $n(k)$,以及正转、反转、起动、制动或停车等命令。

② 由此提取的特征信息。如转速误差值 $e(k)=n^*(k)-n(k)$,误差的绝对值 $|e(k)|$,误差差分的绝对值 $|\Delta e(k)|$ 等。

根据实际系统的要求,可以给出这些基元信息的论域,从而可构成系统的特征信息空间

$$\Phi = \{\phi_i\}, \quad i = 1, 2, \cdots, 12 \tag{2.49}$$

式中 $\phi_1 = \{e(k) \mid e(k) \geq M_1 > 0\}$

$\phi_2 = \{e(k) \mid e(k) \leq N_1 < 0\}$

$\phi_3 = \{m_1 \mid m_1 \geq a_1, \ m_1 = (e(k) \geq M_1)\text{的次数}\}$

$\phi_4 = \{n_1 \mid n_1 \geq c_1, \ n_1 = (e(k) \leq N_1)\text{的次数}\}$

$\phi_5 = \{|e(k)| \mid |e(k)| \leq \delta\}$

$\phi_6 = \{|\Delta e(k)| \mid |\Delta e(k)| \leq v\}$

$\phi_7 = \{e(k) \mid e(k) \leq M_2 < 0\}$

$\phi_8 = \{e(k) \mid e(k) \geq N_2 > 0\}$

$\phi_9 = \{m_2 \mid m_2 \geq a_2, \ m_2 = (e(k) \leq M_2)\text{的次数}\}$

$\phi_{10} = \{n_2 \mid n_2 \geq c_2, \ n_2 = (e(k) \geq N_2)\text{的次数}\}$

$\phi_{11} = \{\text{正向}\}$

$\phi_{12} = \{\text{起动}\}$

式中,M_1, N_1, M_2, N_2, δ, v, a_1, c_1, a_2, c_2 均为常数,在误差信息空间中如图 2.18 所示。

图 2.18 系统运行示意图

(2) 特征行为空间 为叙述简明,下面仅对“正起反制”类过程进行分析,其它的过程是类似的。取特征信息空间中的基元信息 $\phi_1\phi_6$ 构成特征向量

$$\phi = [\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_6]^{\mathrm{T}}$$

并取信息提取矩阵

$$\boldsymbol{Q} = \begin{matrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{matrix}$$

由此,可求得运行行为空间

$$\boldsymbol{B} = [b_1 \quad b_2 \quad b_3 \quad b_4 \quad b_5]^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{Q} \cap \Phi = [\phi_1 \quad \phi_2 \quad \phi_3 \quad \phi_4 \quad \phi_5 \cap \phi_6]^{\mathrm{T}} \tag{2.50}$$

这里的 5 个特征运行状态为

$b_1 = \phi_1 = \{e(k) \mid e(k) \geq M_1 > 0\}$

$b_2 = \phi_2 = \{e(k) \mid e(k) \leq N_1 < 0\}$

$b_3 = \phi_3 = \{m_1 \mid m_1 \geq a_1,\ m_1 = (e(k) \geq M_1)$的次数$\}$

$b_4 = \phi_4 = \{n_1 \mid n_1 \geq c_1,\ n_1 = (e(k) \leq N_1)$的次数$\}$

$b_5 = \phi_5 \cap \phi_6 = \{|e(k)|, |\Delta e(k)| \mid |e(k)| \leq \delta \cap |\Delta e(k)| \leq v\}$

它们的含义可在图 2.18 上看出。

(3) 知识库和控制规则集　在节 2.5.2 对控制模式分析的基础上，取(2.38) (2.40)及(2.48)为控制基元，构成控制基元向量

$$\boldsymbol{V} = [v_1 \quad v_2 \quad v_3 \quad v_4]^{\mathrm{T}}$$

并取控制提取矩阵为单位阵

$$\boldsymbol{G} = \boldsymbol{I}$$

则可得控制向量为

$$\boldsymbol{U} = \boldsymbol{G}\boldsymbol{V} = \boldsymbol{V} = [u_1 \quad u_2 \quad u_3 \quad u_4] \tag{2.51}$$

4 个控制策略是

u_1 : $u(k) = \pm U_m$

u_2 : $u(k) = \pm \gamma(\cdot) U_m$

u_3 : $u(k) = u(k-1)$

u_4 : $u(k) = l(u(k-1),\ i(k),\ i(k-1),\ n(k),\ n(k-1),\ n_k^*(k))$

知识库中的其他知识也可根据具体要求建立。例如，由运行信息提取出关于运行状态的知识可表述如下。

在特征信息空间 Φ 中选取基元信息 ϕ_{11}, ϕ_{12} 构成 2 维特征向量

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} \phi_{11} \\ \phi_{12} \end{bmatrix}$$

为了描述“正起反制”及“反起正制”这两类特征运动状态，取(2.25)的定量映射为信息提取矩阵

$$\boldsymbol{Q}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{Q}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

用它们对 Φ_1 进行下述交、并运算

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{Q}_2 \cup \boldsymbol{Q}_1 \cap \Phi_1$$

则可得到

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11} \cap \phi_{12} \cup (-\phi_{11}) \cap (-\phi_{12}) \\ \phi_{11} \cap (-\phi_{12}) \cup (-\phi_{11}) \cap \phi_{12} \end{bmatrix} \tag{2.52}$$

h_1 描述了"正起反制"过程;h_2 描述了"反起正制"过程。

3.专家控制器的构成

调速专家控制系统如图 2.19。信息处理和特征提取完成(2.49)和(2.50),并将结果

图 2.19 调速专家控制系统原理图

存在数据库中。数据库除存放这些实时数据外,还放有原始数据(如 M_1, N_1, M_2, N_2, δ, v, a_1, c_1, a_2, c_2)以及推理过程中的数据(如"正起反制"被激活, $h_1=1$;"反起正制"被激活, $h_2=1$)。由于控制规则比较简单,推理机采用正向推理。根据前述对知识库和控制规则集的分析,可建立知识库中的控制规则。如对"正起反制",建立的控制规则如下:

R1 IF 正向起动 OR 反向制动 THEN $h_1=1$

R2 IF $h_1=1$ AND $e(k)\geq M_1$ THEN $u(k)=U_{m1}$

R3 IF $h_1=1$ AND $e(k)\leq N_1$ THEN $u(k)=U_{n1}$

R4 IF $h_1=1$ AND $(e(k)\geq M_1)$已达 a_1 次 THEN $u(k)=\gamma(a_1)U_{m1}$

R5 IF $h_1=1$ AND $(e(k)\leq N_1)$已达 c_1 次 THEN $u(k)=\eta(c_1)U_{n1}$

R6 IF $|e(k)|\leq\delta$ AND $|\Delta e(k)|\leq v$ THEN $u(k)=u(k-1)$

ELSE $u(k)=l(u(k-1), i(k), i(k-1), n(k), n(k-1), n_k^*(k))$

现对各规则的物理意义作一些说明。规则 R1 执行的结果激活了 h_1,使数据库中的 $h_1=1$ 而为规则 R2R5 的匹配提供了条件。规则 R2 保证系统能快速起动。规则 R3 产生反超调作用 U_{n1} 使系统快速单调起动。规则 R4, R5 表明,若经规则 R2, R3 还不能进入稳态,则要将控制值 U_{m1}, U_{n1} 相应进行改变,改变的程度由系数 $\gamma(a_1)$, $\eta(c_1)$ 决定。一般情况下系数 $\gamma(n)$, $\eta(n)$ 是次数的函数,它们都预先存放在数据库中,必要时可进行修改。规则 R6 中不仅考虑了误差 $e(k)$,还考虑了误差的差分 $\Delta e(k)=[e(k)-e(k-1)]/T$,即当误差及其变化率均较小时进行"维持控制";否则,进行带微分负反馈的 PI 控制,以消除静态误差。

对于"反起正制"过程,控制规律是类似的,只需将上述规则中的脚注 1 换成 2。以后,为了叙述简便,称具有 MIC-Ⅲ基本功能和特性的控制为基本专家控制,记为 $u(k)=u(\text{basic})$,它总括了本节中的各条控制规则。

2.5.4 调试运行

在实际系统中,图 2.17 的(t_1, t_2)段是很短的,可以忽略。控制过程由 U_{m1},直接转成 U_{n1}形成了“砰-砰”控制段。通常 M_1 及 U_{m1}的值为正且较大, N_1 及 U_{n1}的值为负且绝对值较小。这样能得到快速起动及反超调作用。M_1, U_{m1}, N_1, U_{n1}的值可方便地根据实际对象调试决定。M_1 过小则对反超调不利,一般可取为转速给定值的 10%20%。U_{m1}由晶闸管变流装置及电动机允许的最大电流决定。

N_1 的绝对值过大,不能及时反超调,应尽量取小。在极限的情况下,取 $N_1 = 0$,可望获得无超调的起动过程。U_{n1}的绝对值不宜过大,否则易造成转速的来回摆动,其值以 0.1 U_{m1}0.2 U_{m1}为宜。对 M_2, U_{m2}, N_2, U_{n2}的讨论是类似的。由规则 R2R5 可见,在一般情况下,系统要经过若干次“变幅值的砰-砰控制”才能进入维持阶段。但经过上述处理后,一般情况只要用两个规则 R2,R3 就可以进入稳态,规则 R4,R5 常不被激活。图 2.20 给出了起制动过程示波图,图 2.21 为电流控制及正反组电流切换时的示波图。

图 2.20 调速专家控制系统实际运行示波图

图 2.21 电流控制示波图

系统中还应用专家系统技术和微机硬软件技术设计了硬软件自动检查、事故记录以

及系统保护等功能。对定时器、存储器、并行接口、触发脉冲、触发同步信号等主要部件进行检查,并将结果显示在数码管上。在系统运行时,对程序及内存数据进行检查,如不正常但在允许范围内,则自动复位工作;若超出范围,则报警。对过流、过压、超速进行限制和保护。如当任一组晶闸管电流达到预先设定的限制值时,立即将正、反组晶闸管触发角设定为最小逆变角。由此可有效地限制过流、短路及某些情况下的事故环流。

2.6 板材同步剪切的专家控制

2.6.1 工艺分析

同步剪切是许多连续生产线上常见的工艺,在冶金、机械、轻工等部门有着广泛的工业应用。塑料瓦楞板生产线上的同步剪切是一典型的例子。它包括热压主机、冷却辊、剪切及收集等部分。图 2 22 示出了其主要工艺流程。三卷塑料布连续送入热压主机进行加热粘压,并通过一定的机械工艺制成中间一层为波浪形的瓦楞板。再经冷却辊进行平整及冷却后,送到裁刀装置。该装置由固定在链条上的刀刃及导轨、减速机构及直流电机等组成。当瓦楞板端头抵达启刀红外检测器时,该检测器发出启刀信号,裁刀装置启动并将运动中的瓦楞板切割成规定长度。当刀刃抵达停刀红外检测器时,该检测器发出停刀信号,使裁刀装置停下,完成一次剪切,等待下次剪切。在剪切时,裁刀电机拖动刀具以一定斜角和速度与冷却辊协调运动,使裁刀与冷却辊的合成运动轨迹正好将瓦楞板垂直裁下。为达到这一点,由图 2.22 的机械运动关系,在裁剪期间的某个时间区间中应有

$$\frac{s_k}{v_k} = \frac{s_c}{v_c} \tag{2.53}$$

式中 s_k, v_k, s_c, v_c 分别为该时间区间中裁刀的行程、速度,冷却辊送板的行程和速度。

由(2.53),并考虑到图 2.22 的几何关系,得

$$\frac{v_c}{v_k} = \frac{s_c}{s_k} = \sin\theta$$

由此
$$v_k = \frac{v_c}{\sin\theta} \tag{2.54}$$

已知 $\theta = 18°$,可求得 $v_k = 3.23\,v_c$。可见,裁刀速度与冷却辊送板速度要保持(2.54)的关系,才能裁得矩形板,与运动速度的大小和板宽无关。如不能保持(2.54)的关系,轻则板材形状不规整,重则板材拱起或撕裂,生产不能正常进行。

可见,塑料瓦楞板剪切是在连续生产线上对运动物体进行同步剪切,且剪切后的瓦楞板在长度精度、切割线的垂直度和平直性等方面都有严格规定。因此,对裁刀及冷却辊的控制提出了较高的要求:

(1) 裁刀应在进入切割前快速单调启动到稳定速度,以保证切口处不会弯曲。并且在整个切割过程中裁刀要保持稳速,且保持与冷却辊送料速度同步,以确保切割线的垂直度和平直性。

(2) 裁刀每次停刀应停在同一位置,且每次应在相同的时间内起动到稳定速度。这

图 2 .22　塑料瓦楞板剪切工艺过程

样才能保证较高的长度精度和每块板长度均匀。

(3) 瓦楞板热压质量与原料、加热温度、速度等诸多因素有关。即使在裁同一规格的产品时,也需经常根据实际情况改变主机及冷却辊速度。故要求冷却速度不同时,停刀位置也不一样,这样才能保证在不同冷却速度下能裁出同样尺寸的板材。

(4) 裁刀的启刀和停刀位置都很短,故要求裁刀装置快速起动和制动,以保证裁短板时不连刀。

(5) 裁刀剪切过程要保持规定的节奏,以和整个连续生产过程配合。特别是任何时候裁刀都不能反向运行。在剪切过程中也不能有停顿,否则整个连续生产过程将受到影响。图 2 .23 是一个典型的裁刀过程。

要全面满足上述要求,采用一种控制规律是难于胜任的。专家控制为解决这一课题开辟了一条有效途径。

图 2 .23　裁刀速度曲线

2.6.2 同步剪切控制系统组成

整个塑料瓦楞板生产线控制系统已如图 2.22 所示。热压主机和冷却辊采用常规的传动系统完成自身的闭环控制,并由微机控制台对它们进行统一的操作控制。冷却辊电机轴带一光电脉冲发生器,其输出脉冲频率反映了冷却辊的速度。一方面,它经频率/ 电压变换器(F/ U)后送回冷却控制系统作主反馈,以得到精确稳定的冷却辊速度;另一方面,将此脉冲信号直接引入裁刀控制系统,作为裁刀电机的同步速度给定信号,使裁刀能与冷却辊协调运行。

裁刀电机控制系统是完成同步剪切的核心,它采用 2.5 节所述的全数字直流调速专家控制为基本系统,并根据塑料瓦楞板应用的实际情况增加了位置控制,专家控制中也增加了完成同步剪切的各项内容。裁刀电机的转速和位移量用光电脉冲发生器来检测。该光电脉冲发生器联接到裁刀电机轴上,一个采样周期内的脉冲数反映了裁刀电机的转速值。在停刀过程中,将脉冲数相加就得到轴的位移量,也即是裁刀的位移。

启刀、停刀信号由红外测量仪发出,该测量仪由红外线发生器、接受器以及变换放大电路组成。在本系统中,它们也充当了板材长度检测设备。

2.6.3 塑料瓦楞板同步剪切专家控制系统设计

根据塑料瓦楞板剪切的工艺特点及要求,在设计专家控制器时考虑了下述诸点:

(1) 控制过程的不同状态采用不同的控制规律;

(2) 按经验知识进行控制和定位;

(3) 及时处理异常状况及缺陷,保持所需的生产节奏;

(4) 自诊断及事故记录。

专家控制器的原理图如图 2.24 所示。它是以 2.5 节中所述的调速专家控制器 MIC-Ⅲ为基础建立起来的。除采用了基本专家控制 $u(k) = u(\text{basic})$外,重点考虑了塑料瓦楞板剪切生产过程的一些特殊问题,现补充说明如下。

图 2.24 同步剪切专家控制系统原理图

1. 知识库

根据塑料瓦楞板剪切的工艺特点,建立了四种正常生产过程中的控制状态:① 启刀;② 停刀;③ 切割;④ 停稳。

在起刀和停刀状态中还建立了一些分状态。专家控制器判断并记忆这些状态,根据这些状态和它们的逻辑组合,从控制规则集中提取不同的知识和控制规则对系统进行控制。

知识库中具有的第二个主要内容是建立了生产过程中总结的经验公式和数据。主要有:

① 裁刀停稳时的位置与冷却辊速度之间的关系 $\mu(v(k))$。实际调试和生产表明,在裁同一规格的瓦楞板时,在不同冷却辊速度下,要求裁刀刀刃定位在不同的位置上,这样才能使剪切长度保持不变。

② 位置控制中的增益系数与裁刀在停刀过程中的位置之间的关系 $\eta(s(k))$。它可按最优定位理论求得,并经实际修正,预先建立在知识库中。

知识库中建立的第三个主要内容是异常情况和缺陷处理的规则,以及系统保护等方面的知识。它们用来处理各种异常情况并完成生产现场的某些特殊要求。例如,塑料瓦楞板剪切的现场调试表明,裁刀电机的光电脉冲发生器无法提供辨向信号,容易引起裁刀反向运行。这将导致整个连续生产过程遭到破坏,故为生产工艺所严禁。因而,设计了下述 4 条规则,使得控制器的输出 $u(k)$只有在停刀过程中才允许为负,以保证裁刀电机在任何情况下都不会反转

R1　IF 停刀 AND 未停稳 AND $u(k)<0$　THEN　$u(k)=u(k)$

R2　IF 停刀 AND $u(k)>0$　THEN　$u(k)=0$

R3　IF(启刀 OR 切割 OR 停稳)AND $u(k)\geq 0$　THEN　$u(k)=u(k)$

R4　IF(启刀 OR 切割 OR 停稳)AND $u(k)<0$　THEN　$u(k)=0$

知识库中还设计了其他一些缺陷、不正常状态及事故的处理规则,以保证生产过程的连续正常运行。

2. 控制规则集

根据塑料瓦楞板剪切的工艺特点,可总结出 6 条控制规则:

R5　IF　在停稳后启刀 AND 不切割　THEN　$u(k)=u(\text{basic})$

R6　IF　启刀 AND 剪切

THEN　$u(k)=l(u(k-1), i(k), i(k-1), n(k), n(k-1), n_k^*(k))$

R7　IF　启刀后停刀 AND 未停稳

THEN　$u(k)=K_s\{\eta(s(k))[\mu(v(k))-s(k)]-n(k)\}$

R8　IF　停稳　THEN　$u(k)=0$

R9　IF (启刀 OR 停刀)之后启刀　THEN 继续做原来的工作

R10　IF(停刀 OR 停稳)之后停刀　THEN 继续做原来的工作

规则 5 是为了快速无超调起动,且在进行切割之前就应达到稳态速度而设计的。使

用了 2.5 节中的"调速系统基本专家控制"$u(k) = u(\text{basic})$。

规则 6 是为了在进入稳态切割时保证稳速且无静差而设计的,为此应用了带微分反馈的比例-积分控制。

规则 7 是为了快速制动并精确定位而设计的。其中,函数 $\mu(v(k))$和 $\eta(s(k))$已建立在知识库中。它们对保证不同规格、不同工作情况下板材的剪切误差是十分重要的。塑料瓦楞板生产线上的工况和环境是经常变化的,例如,主机加热温度因各种因素经常变化,为确保瓦楞板热压牢固,主机的速度也要相应变化,从而与它同步的冷却辊速度也相应变化。这些因素通过上述函数,能得到很好地补偿。

规则 8,9,10 是为了保证正常生产节奏,提高系统可靠性而设计的。它们对于防止连刀、误操作等是很有作用的。

3 . 数据库

原始数据:各控制模式的参数值,报警阈值,事故记录等。

实时数据:启刀,停刀,冷却辊同步速,裁刀电机电流、转速、停刀时的位置量,控制器的输出量等。

中间数据:剪切、停稳、停稳后启刀正常状态与各种不正常状态的激活及记忆等。

4 . 推理机

采用正向推理方式。

2.6.4 工业应用

塑料瓦楞板同步剪切专家控制系统已在某塑料厂瓦楞板车间安装、调试并获得长期成功运行。瓦楞板生产设备主要性能如下:

冷却辊:机架宽 1 550mm,辊长 1 400mm;电机 2.2 kW,220V,1 000r/ min。

裁刀装置:主台斜宽 1 300mm,链条长 3 962.4mm;电机 1.5kW,220V,8.87A,1 000 r/ min。

控制系统由四部分组成:

(1) VBC 控制台:装有 MIC-Ⅲ调速专家控制器,控制按键及拨码开关,数码显示,仪表及打印机等。

(2) ZCB 晶闸管变流装置:单相全桥可逆,4kW,230V,供给裁刀电机系统。

(3) ZCA 晶闸管变流装置:单相全桥,4kW,230V,二套,分别供给加热主机和冷却电机系统。

(4) 检测装置,主要包括:

· 光电脉冲发生器:CZM-2 型,每转 1 024 脉冲;

· 启刀红外测量仪:HWC-2B7 型,最大反射距离 150mm;

· 停刀红外测量仪:HWC-1B4 型,最大反射距离 80mm。

现场调试和运行表明,该专家控制系统能很好满足塑料瓦楞板同步剪切的各项要求,有效提高了塑料瓦楞板的剪切精度、切割线的垂直度和平直性。在采用本系统前,剪切误

图 2 .25　塑料瓦楞板同步剪切专家控制系统现场运行示波图

差达±25mm,切割线弯曲不直,需要进行二次分剪,生产率低,且造成边料浪费。采用本系统后,剪切误差最大±3mm,达到了工艺要求。从而避免了两次剪切,省掉了一道工序,一次剪出成品。图 2 .25 是控制系统现场运行的示波图。

2 .7　配料系统的专家控制

2 .7 .1　工艺分析

在许多工业部门配料系统都是一个重要的生产环节。冶炼工业中原料的配制,饲料制造中的配方,水泥生产中生料、熟料的配料等,都是典型的配料系统。以水泥生料配料为例。水泥生料是由石灰石、粘土、铁粉、煤以及矿石渣等多种原料按一定的比例组成。根据水泥成品的要求、原料及燃料的化学成份、水分等情况,以及生产工艺及设备的情况正确配制各原料的多少,以制备出成份适当、均匀、稳定的生料,这对水泥的煅烧、熟料的质量、原料及燃料的消耗都有着重要的意义。

水泥配料是一条连续生产线。如图 2 .26 所示。生产过程由多台电子皮带秤及大皮带 LB、小皮带 SB 等组成,H 为手动设定键盘。每台电子皮带秤计量并输送一种原料至小皮带。各原料汇总至大皮带后运至生料磨。各原料存放在高数十米、直径数米的料仓中,靠其自重下移到料斗。在电振机的振动作用下运动至小皮带。目前,国内许多水泥厂家大量采用的是恒速电子皮带秤,它是靠调节电振机的振幅来调节下料量的,如图 2 .27 所示。从控制的角度看,电子皮带秤有下述特点:

(1) 具有严重的非线性特性　图 2 .28 是几条实测的电子皮带秤下料量与其控制电流间的静特性 $L = f(I_a)$,它的放大系数 K_w 呈非线性。

(2) 具有较大的时间滞后　物料流量是用荷重传感器测量皮带上物料的重量而得到的。电子皮带秤励磁电流变化使料斗下料量变化后,要经过皮带的运输才能变成物料流量的变化。这就造成了时间滞后 θ。

(3) 具有灰色性　表现在:

① 料仓中物料的形状、粒度、不规则和不均匀情况、物料与料斗间的摩擦力等信息不能获得。料仓中物料的高度(从而是料仓的压力)、运动后的间歇时间等信息难于花小的代价获得。而这些因素对物料出口的流量都有影响,使得电子皮带秤原来就是严重的非

图 2.26　水泥生料配料生产过程

图 2.27　电子皮带秤系统

线性静特性 L = $f(I_a)$随着工况大幅度变化,例如在图 2.28 虚线之间变化。所以电子皮带秤的静态放大系数成为灰色参数 (K_w)。

② 皮带运送物料的滞后时间 θ 与皮带的速度有关。对一个配料系统的多台电子秤,或对一个生产厂家的多种规格的电子皮带秤,θ 在很大的范围内变化。要使控制器能适合各台电子秤,滞后时间也成为灰色参数 (θ)。

由此,我们得到电子皮带秤的灰色传递函数为

$$G_w(s) = \frac{L(s)}{U_a(s)} = \frac{(K_w)}{T_w s + 1} e^{-(\theta) s} \tag{2.55}$$

式中, U_a, L, T_w ——电子皮带秤的输入电压、流量及时间常数。

图 2.28　电子皮带秤静特性

2.7.2　专家控制器设计

现以起动过程的动态控制为例说明,其他过程的控制类似。

由信息处理和特征提取获得的信息有:流量设定值 $L^{*}(k)$,实际值 $L(k)$,流量误差 $e(k)=L^{*}(k)-L(k)$,其差分值 $\Delta e(k)$,这里 k 仍表示计算机控制中的拍数。将流量运行区间$[0, L_m]$划分成 $m\in R^1$ 个区间。由于各电子秤特性的差异,使区间的分界点是灰色的。记第 $n\leq m\in R^1$ 个区间为$[\ \ (L_{n-1}),\ \ (L_n)]\in R^1$。

在信息空间

$$\Phi=[\phi_i],\ i=1,\cdots,6 \tag{2.56}$$

中,各基元信息取为

$$\phi_1=\{L^{*}\mid L^{*}=[\ \ (L_{n-1}),\ \ (L_n)]\in[0,L_m]\}$$

$$\phi_2=\{L\mid L=[\ \ (L_{\xi-1}),\ \ (L_\xi)]\in[0,L_m]\}$$

$$\phi_3=\{L\mid L\leq\ \ (L_{n-2})\in[0,L_m]\}$$

$$\phi_4=\{|e|\,\big|\,|e|>\delta_1\in R^1\}$$

$$\phi_5=\{|e|\,\big|\,|e|>\delta_2\in R^1\}$$

$$\phi_6=\{e\mid e>0\}$$

各控制基元取为

$v_1:\ u(k)=U_m$　　极大值(砰 — 砰) 控制

$v_2:\ u(k)=U(k-1)$　　维持控制

$v_3:\ u(k)=\xi U_\delta\,\mathrm{sng}(e(k))$　　恒增量控制

取信息、控制、行为提取算子分别为

$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix}1&0&1&0&0&0\\1&n-1&0&0&0&0\\1&n&0&1&1&-1\\1&n&0&1&1&1\\0&0&0&-1&-1&0\end{bmatrix};\ \boldsymbol{G}=\begin{bmatrix}1&0&0\\0&0&\alpha\\0&1&\beta\\0&1&\gamma\\0&1&0\end{bmatrix};\ \boldsymbol{P}=\begin{bmatrix}1&0&0&0&0\\0&1&0&0&0\\0&0&1&-1&0\\0&0&1&1&0\\0&0&0&0&1\end{bmatrix}$$

按(2.7)式得行为空间为

$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \\ b_5 \end{bmatrix} = \boldsymbol{Q} \cap \Phi = \begin{bmatrix} \phi_1 \cap \phi_3 \\ \phi_1 \cap \phi_2(n-1) \\ \phi_1 \cap \phi_2(n) \cap \phi_4 \cap \phi_5 \cap -\phi_6 \\ \phi_1 \cap \phi_2(n) \cap \phi_4 \cap \phi_5 \cap \phi_6 \\ -\phi_4 \cap -\phi_5 \end{bmatrix} \tag{2.57}$$

按(2.21)式得控制规则集为

$$\boldsymbol{U} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \end{bmatrix} = \boldsymbol{GV} = \begin{bmatrix} U_m \\ \alpha U_\delta \,\mathrm{sng}(e(k)) \\ u(k-1) + \beta U_\delta \mathrm{sng}(e(k)) \\ u(k-1) + \gamma U_\delta \mathrm{sng}(e(k)) \\ u(k-1) \end{bmatrix} \tag{2.58}$$

按(2.29)式推理过程可表述为

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \\ \lambda_4 \\ \lambda_5 \end{bmatrix} = \boldsymbol{P} \cap \boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \cap - b_4 \\ b_3 \cap b_4 \\ b_5 \end{bmatrix} \tag{2.59}$$

按(2.30)的产生式映射关系及(2.56)(2.59)各式,可得产生式控制规则如下:

R1 IF $L^* = [\ (L_{n-1}),\ (L_n)]$ AND $L \leq\ (L_{n-2})$ THEN $u(k) = U_m$

R2 IF $L^* = [\ (L_{n-1}),\ (L_n)]$ AND $L = [\ (L_{n-2}),\ (L_{n-1})]$
THEN $u(k) = \alpha U_\delta \mathrm{sgn}(e(k))$

R3 IF $L^* = [\ (L_{n-1}),\ (L_n)]$ AND $L = [\ (L_{n-1}),\ (L_n)]$ AND $|e(k)| > \delta_1$ AND $|\Delta e(k)| > \delta_2$ AND $\Delta e(k) < 0$
THEN $u(k) = u(k-1) + \beta U_\delta \,\mathrm{sgn}(e(k))$

R4 IF $L^* = [\ (L_{n-1}),\ (L_n)]$ AND $L = [\ (L_{n-1}),\ (L_n)]$ AND $|e(k)| > \delta_1$ AND $|\Delta e(k)| > \delta_2$ AND $\Delta e(k) > 0$
THEN $u(k) = u(k-1) + \gamma U_\delta \,\mathrm{sgn}(e(k))$

R5 IF $|e(k)| \leq \delta_1$ AND $|\Delta e(k)| \leq \delta_2$ THEN $u(k) = u(k-1)$

在具体设计时,(2.55)、(2.56)的灰色参数作了加权白化处理[12],并由此对参数及流量分区进行了计算和调试。所得的具体数值为:$U_\delta = 1$,$\alpha = 32$,$\beta = 2$,$\gamma = 1$,$m = 3$。

2.7.3 专家控制器实现及工程实践

1. 专家控制器实现

配料控制系统总体框图已如图 2.26 示。它由两级计算机组成,上位机为一台工业控制 PC 机,它进行各物料流量配比的计算,通过通信接口将流量设定信号 L^* 发送给各台

下位机,并接受下位机的信息进行整理、存贮、记录、打印。下位机为多台单片机控制器 MIC-W。每一台完成一种物料的控制,专家控制的功能由它来实现。其原理框图如图 2 .29所示。

图 2 .29 MIC-W 配料专家控制器

CPU 采用 MCS -51 系列的 8031,主频 6MHz,程序存储器为 EPROM 2732。串行通信用 75LS176 实现 RS-485 通信。MIC-W 的面板上设置了 4 位按码开关 H,可代替上位机将流量设定值 L^* 直接送入控制器,以便离开上位机也能单独工作。物料流量的实际值 L 经荷重传感器 - 传感放大器 - ADC14433 送入。专家控制器的输出变换成相位可控的触发脉冲,经功率放大 - 光电隔离后控制晶闸管,以控制电振机励磁电流,从而控制下料量大小。

软件设计除常规的数据采集、标定、显示、记录、报警、自检诊断及通信等外,还按上述控制规则设计了控制程序。

2 . 工业应用

MIC-W 专家控制器及以其为核心组成的两级计算机配料系统,已在多家水泥厂获得成功应用。图 2 30 是现场运行示波图。现场调试及运行表明,系统工作稳定,起制动特性均很好地满足配料生产的要求。在现场存在严重干扰的情况下,流量瞬时值在设定值附近作 < ±5%的变化,平均值(10 分钟 150 个实测数据)与设定值之差 < ±0 .5%,累计流量(1 小时实测)与设定值之差 < ±0 .2%,有效地提高了出磨碳酸钙滴定值的合格率(由 40%50%提高到 70%80%)。采用上述处理方法后,对 5 台电子秤及不同原料、不同料仓情况,采用同样的 MIC-W 多色专家控制器能得到大致接近的动静特性和运行效果。

图 2.30　配料系统现场运行示波图

参考文献

1 . Rehbein D . Expert systems in process control . ISA Trans, 1992, 31(2):4955

2 . 石柱 . 实时专家系统研究 . 系统工程与电子技术, 1990, (9):5562

3 . 幺宝刚 . 生产过程实时故障检测与诊断 . 见:第一届全球华人智能自动化大会论文集 . 北京:科学出版社, 1993 153156

4 . Aström K J . Expert control . Automatica, 1986, 22(3): 276286

5 . 陈庆燕 . 工程智能控制 . 西安:西北工业大学出版社, 1991

6 . 陈民铀 . 专家式控制器的设计原则及实现方法的研究 . 见:中国自动化学会 1988 年学术年会论文集·第二集 . 1988, 308311

7 . 王顺晃, 舒迪前 . 智能控制系统及其应用 . 北京:机械工业出版社, 1995

8 . 周德泽 . 多色智能控制器 . 信息与控制, 1992, 21(3):129134

9 . 曹文君 . 知识库系统原理及其应用 . 上海:复旦大学出版社, 1995

10 . 田丰盛 . 人工智能原理与应用 . 北京:北京理工大学出版社, 1993

11 . 王清印, 刘开第, 吴和琴 . 灰色系统的一类基本元素——灰数 . 华中理工大学学报, 1990, 18(1):4753

12 . 邓聚龙 . 灰色控制系统 . 武汉:华中理工大学出版社, 1985

13 . 李祖枢 . 智能控制理论研究 . 信息与控制, 1991, 20(5):2737

14 . 周德泽, 袁南儿, 李敏 . 微机智能调速系统 . 电气传动, 1991, 21(4):26

15 . 周德泽, 袁南儿, 李敏 . 微机智能系统及其应用 . 浙江省教委科研项目研究报告 . 1990, 12

16 . 周德泽, 李敏 . 一种数字触发器的原理实现 . 电力电子技术 1991, (4):2631

17 . 袁南儿, 周德泽 . 微机化可控环流系统 . 浙江工学院学报, 1987, (2)

18 . 袁南儿, 周德泽 . 同步剪切微机控制系统 . 电气传动, 1988, (5):3339

19 . 周德泽 . 电气传动控制系统的设计 . 北京:机械工业出版社, 1985

第 3 章　预 测 控 制

60 年代形成并发展起来的基于状态空间方法的现代控制理论,具有最优的性能指标和精确的理论设计方法,在空间技术等领域获得极为成功的应用,但是难以应用于工业过程控制,其根本原因在于现代控制理论的基础是精确的数学模型,如果模型不准,控制特性将大大降低,而对于工业过程恰恰难以得到精确的数学模型。

为了克服现代控制理论的缺点,70 年代以来,人们从工业过程的特点出发,寻找对模型要求不高而又能实现最佳控制的方法。预测控制(Predictive Control)就是在这种背景下发展起来的一类新型控制算法。预测控制最初是由美国和法国几家公司在 70 年代先后提出的,很快就在石油、电力和航空等工业中得到十分成功的应用。

本章从实际应用角度,介绍常用的预测控制算法的工程设计及其应用方法。

3.1　预测控制的基本原理

预测控制是一类控制算法的总称,其基本原理可归结为预测模型、滚动优化和反馈校正。

1. 预测模型

在预测控制中,需要一个描述系统动态行为的基础模型,能够根据被控对象的历史信息和未来输入预测系统的未来响应,所以称为预测模型。预测模型可以是脉冲响应、阶跃响应等非参数模型,也可以是微分方程、差分方程等参数模型。

2. 滚动优化

预测控制也是一种优化控制算法,但采用的是"滚动优化"性能指标,即某一时刻的控制量是根据当前时刻以后一段有限时间以内的局部优化确定的。与最优控制中的全局优化相比,虽然只能得到全局的次优解,但能有效地克服工业过程控制中的模型不精确、时变、非线性等不确定性的影响,保持实际上的最优。

3. 反馈校正

由于预测模型的不精确性以及实际系统中存在的非线性、时变、干扰等因素,基于模型的预测不可避免地存在误差,将影响控制特性,预测控制采用反馈校正的方法,用预测值和实际测量值之差不断修正模型预测的不准确性,从而构成闭环控制。

预测控制采用预测模型预测系统的未来输出,实现滚动优化控制,并不断根据系统的

实际输出修正预测的准确性。预测模型的形式多样,模型精度要求不高,这正符合了工业过程控制的特点。尤其是预测控制改进了最优控制,用滚动的有限时段优化取代了一成不变的全局优化,这样不仅实现了优化控制,而且克服了系统中不确定性的影响,具有更强的鲁棒性。

3.2 动态矩阵控制

从 1974 年起,动态矩阵控制(Dynamic Matrix Control, DMC)就作为一种有约束的多变量优化控制算法,首先在美国壳牌石油公司的生产装置上获得成功的应用。1979 年卡特勒在美国化工年会上首次介绍了这一算法。十多年来,它已在石油、化工等部门的过程控制中获得了许多成功的应用。

1. 预测模型

动态矩阵控制是一种利用被控对象的单位阶跃响应采样数据作为预测模型的预测控制算法。设被控对象的单位阶跃响应采样数据为

$$\{a_1, a_2, \cdots\}$$

对于渐近稳定的系统,其阶跃响应在若干个采样周期后就趋于稳态值,即 $a_N \approx a(\infty)$,因此可以用单位阶跃响应采样数据的前有限项描述系统的动态特性

$$\{a_1, a_2, \cdots, a_N\}$$

由线性系统的叠加原理,可以得到系统输出的预测模型为

$$\boldsymbol{Y}_{PM}(k) = \boldsymbol{Y}_{P0}(k) + \boldsymbol{A}\Delta\boldsymbol{U}_M(k) \tag{3.1}$$

式中

$$\boldsymbol{Y}_{P0}(k) = [y_0(k+1, k) \quad \cdots \quad y_0(k+P, k)]^{\mathrm{T}} \tag{3.2}$$

$$\boldsymbol{Y}_{PM}(k) = [y_M(k+1, k) \quad \cdots \quad y_M(k+P, k)]^{\mathrm{T}} \tag{3.3}$$

$$\Delta\boldsymbol{U}_M(k) = [\Delta u(k, k) \quad \cdots \quad \Delta u(k+M-1, k)]^{\mathrm{T}} \tag{3.4}$$

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_2 & a_1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ a_M & a_{M-1} & \cdots & a_1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_P & a_{P-1} & \cdots & a_{P-M+1} \end{bmatrix}_{P \times M} \tag{3.5}$$

$\boldsymbol{Y}_{PM}(k)$是未来 P 个采样周期的预测数据;$\boldsymbol{Y}_{P0}(k)$是未来 P 个采样周期在没有控制增量情况下的预测数据;$\Delta\boldsymbol{U}_M(k)$是未来 M 个采样周期的控制增量;$\boldsymbol{A}$ 称为动态矩阵;P 是滚动优化时域长度;M 是控制时域长度,应该满足 $M \leq P \leq N$。

2. 滚动优化

DMC 采用滚动优化目标函数,选择未来控制时域 P 内的控制增量序列,使未来优化

时域 M 内的预测输出值尽可能接近期望输出,即

$$\begin{aligned}\min J(k) &= \sum_{i=1}^{P} q_i[w(k+i) - y_M(k+i,k)]^2 + \sum_{j=1}^{M} r_i \Delta u^2(k+j-1,k)\\ &= \| \boldsymbol{W}_P(k) - \boldsymbol{Y}_{PM}(k) \|_Q + \| \Delta \boldsymbol{U}_M(k) \|_R \end{aligned} \tag{3.6}$$

其中,

$$\boldsymbol{W}_P(k) = [w(k+1) \quad \cdots \quad w(k+P)]^{\mathrm{T}} \tag{3.7}$$

$$\boldsymbol{Q} = \operatorname{diag}[q_1, \cdots, q_P] \tag{3.8}$$

$$\boldsymbol{R} = \operatorname{diag}[r_1, \cdots, r_M] \tag{3.9}$$

$\boldsymbol{W}_P(k)$是未来 P 个采样时刻期望的系统输出值;$\boldsymbol{Q}$ 是误差权矩阵;$\boldsymbol{R}$ 是控制权矩阵;(3.6)式第二项的作用是为了防止太大的控制增量,从而避免系统的输出量出现大的超调。将(3.1)式代入(3.6)式得

$$J = \| \boldsymbol{W}_P(k) - \boldsymbol{Y}_{P0}(k) - \boldsymbol{A}\Delta \boldsymbol{U}_M(k) \|_Q + \| \Delta \boldsymbol{U}_M(k) \|_R \tag{3.10}$$

由极值必要条件容易求得最优解为

$$\Delta \boldsymbol{U}_M(k) = \boldsymbol{F}(\boldsymbol{W}_P(k) - \boldsymbol{Y}_{P0}(k)) \tag{3.11}$$

其中,

$$\boldsymbol{F} = (\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{QA} + \boldsymbol{R})^{-1} A^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} \tag{3.12}$$

从上面的推导可以看出,每次计算可以得到未来 M 个时刻的控制量 $\Delta u(k,k),\cdots,\Delta u(k+M-1,k)$。因此理论上可以每隔 M 个采样周期重新计算一次,然后将 M 个控制量在 k 时刻以后的 M 个采样周期分别作用于系统。但是,在此期间内模型误差和随机扰动等可能使系统输出远离期望值。为了克服这一缺点,最简单的方法是实际控制时只将 $\Delta u(k,k)$ 作用于系统,即

$$\begin{aligned}\Delta u(k) &= \Delta u(k,k) = [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0]\Delta \boldsymbol{U}_M(k)\\ &= \boldsymbol{d}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W}_P(k) - \boldsymbol{Y}_{P0}(k))\end{aligned} \tag{3.13}$$

$$\boldsymbol{d}^{\mathrm{T}} = [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0](\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{QA} + \boldsymbol{R})^{-1} \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} \tag{3.14}$$

然后重复上述步骤计算$(k+1)T$ 时刻的控制量。这种方法的缺点是没有充分利用已取得的全部信息,受系统中随机干扰的影响大。

另一种改进算法[6-9]是将 kT 以前 M 个时刻得到的 kT 时刻的全部控制量加权平均作用于系统,即

$$u(k) = \frac{\sum_{j=1}^{M} d_j u(k, k-j+1)}{\sum_{j=1}^{M} d_j} \tag{3.15}$$

为了充分利用新的信息,通常取 $d_1 = 1 > d_2 > \cdots > d_M$。这种改进算法对控制系统的暂态和稳态性能以及控制量的振荡均有显著的改进,减少了模型误差的影响。

3. 反馈校正

在$(k+1)T$ 时刻采集到实际输出 $y(k+1)$后,与 kT 时刻所作的预测比较,得到预测

误差为

$$e(k+1) = y(k+1) - y_M(k+1, k) \tag{3.16}$$

为了克服预测模型的误差以及控制过程中干扰对系统的影响,动态矩阵控制在每一步控制作用后,就采用预测误差 $e(k+1)$修正其它各步预测值,实现了反馈校正。修正后的预测值记为 $y'_M(k+i, k)$

$$y'_M(k+i, k) = y_M(k+i, k) + h_i e(k+1) \quad i = 1, 2, \cdots, P \tag{3.17}$$

其中, h_i 是加权修正系数。将修正后的预测值作为 $Y_{P0}(k+1)$,即

$$\begin{aligned} y_0(k+i, k+1) &= y'_M(k+i, k) \quad i = 2, 3, \cdots, P \\ y_0(k+P+1, k+1) &= y'_M(k+P, k) \end{aligned} \tag{3.18}$$

类似上面步骤可以计算出$(k+1)T$ 时刻的控制量。

4 . 适用对象

由于动态矩阵控制是基于叠加原理,采用对象的阶跃响应作为预测模型,因此仅适用于渐近稳定的线性对象。对于不稳定对象,可以先用 PID 等常规控制使其稳定。对于弱非线性对象,可以先在工作点处线性化,然后再应用动态矩阵控制算法进行优化控制。

3 .3 动态矩阵控制的工程设计

下面从工程应用角度介绍动态矩阵控制的一般设计步骤:

1 . 常规控制

采用 PID 控制、线性化等方法使被控对象成为渐近稳定的线性系统。

2 . 确定采样周期 *T*

采样周期 T 是计算机控制系统的一个重要设计参数。在动态矩阵控制算法中,采样周期 T 的选择仍应遵循一般计算机控制系统中选择采样周期 T 的原则。在具体选择采样周期时,可以参照表 3 .1 所示的经验数据。

表 3 .1 常用被控参数的经验采样周期

被控参数	采样周期/ s	备 注
流 量	1～5	优先选用 1s～2s
压 力	3～10	优先选用 6s～8s
液 位	6～8	
温 度	15～20	或取纯滞后时间
成 分	15～20	

除上述条件外,DMC 作为一种建立在非最小化模型基础之上的算法,采样周期 T 的选择还与模型长度 N 有关。一般选择采样周期 T 使得系统的模型维数在 20～50 之间。从抗干扰的角度,通常希望采用较小的采样周期,以便及时地抑制干扰的影响;从实时控制角度,通常希望采用较大的采样周期。

3. 确定动态矩阵

检测对象的阶跃响应,并经平滑后等周期采样,得到采样序列$\{a_1, a_2, \cdots, a_N\}$,由(3.5)式构成动态矩阵 $\boldsymbol{A}$。

4. 初选滚动优化参数

(1) 优化时域 P: 优化时域长度 P 对控制系统的稳定性和动态特性有着重要的影响。P 在 1,2,4,8,…序列中挑选,应该包含对象的主要动态特性。

(2) 控制时域 M: 在优化性能指标中, M 表示了所要确定的未来控制量改变的数目。由于针对未来 P 个时刻的输出误差进行优化,所以 $M \leq P$。M 值越小,越难保证输出在各采样点紧密跟踪期望值,控制性能越差。M 值越大,可以有许多步的控制增量变化,从而增加控制的灵活性,改善系统的动态响应,但因提高了控制的灵敏度,系统的稳定性和鲁棒性变差。一般地,对于单调特性的对象,取 $M=1$～2;对于振荡特性的对象,取 $M=4$～8。

(3) 误差权矩阵 $\boldsymbol{Q}$: 误差权矩阵表示了对 k 时刻起未来不同时刻逼近的重视程度。对 q_i 的选择通常有下列几种方法:

① 等权选择

$$q_1 = q_2 = \cdots = q_P \tag{3.19}$$

这种选择使 P 项未来的误差在最优化准则中占有相同的比重。

② 只考虑后面几项误差的影响

$$\begin{gathered} q_1 = q_2 = \cdots = q_i = 0 \\ q_{i+1} = q_{i+2} = \cdots = q_P = q \end{gathered} \tag{3.20}$$

这种选择只强调从$(i+1)$时刻到 P 时刻的未来误差,希望在相应步内尽可能将系统引导到期望值。

③ 对于具有纯时滞或非最小相位系统

当 a_i 是被控对象阶跃响应中纯时滞或反向部分(响应曲线在坐标轴下面的部分)的采样值,取对应的 $q_i=0$;当 a_i 是被控对象阶跃响应中其他部分,则取 $q_i=1$。

(4) 控制权矩阵 $\boldsymbol{R}$: 控制权矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的作用是抑制太大的 Δu。过大的 $\boldsymbol{R}$ 虽然使系统稳定,但降低了系统响应的快速性。一般先置 $\boldsymbol{R}=0$,若相应的控制系统稳定但控制量变化太大,则略为加大 $\boldsymbol{R}$,实际上只要很小的 $\boldsymbol{R}$ 就能使控制量的变化趋于平缓。

5. 控制矩阵 $\boldsymbol{F}$ 或 $\boldsymbol{d}^{\mathrm{T}}$ 的离线计算

$$\boldsymbol{F} = (\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{A} + \boldsymbol{R})^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}$$

$$\boldsymbol{d}^{\mathrm{T}} = [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0]\boldsymbol{F}$$

6 . 控制量的在线计算

$$\Delta u(k) = \boldsymbol{d}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W}_P(k) - \boldsymbol{Y}_{P0}(k))$$

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$$

可见,动态矩阵控制算法的在线计算量很小,仅需点积运算,容易在工业控制计算机系统中实现。动态矩阵控制在线控制程序流程图如图 3 .1 所示。

7 . 仿真调整优化参数

完成上述初步设计后,可以采用仿真方法检验控制系统的动态响应,然后按照下列原则进一步调整滚动优化参数。

一般先选定 M,然后调整 P。如调整 P 不能得到满意响应,则重选 M,然后再调整 P。

若稳定性较差,则加大 P;若快速性不够,则减小 P。M 的调整与 P 相反。如系统稳定,但控制量变化太大,可略为加大 r_i。一般只要取一个很小的 r_i 值,如 $r_i = 0.1$,就足以使控制量的变化趋于平缓。

图 3 .1　DMC 在线控制程序流程图

在上述基础上,根据控制要求的侧重点,选择反馈校正系数 h。一般取下列两种类型之一:

$$(1)\quad h_1 = 1,\ h_i = \alpha,\ i = 2, \cdots, N \tag{3.21}$$

$$(2)\quad h_1 = 1,\ h_{i+1} = h_i + \alpha_i,\ i = 1, \cdots, N-1 \tag{3.22}$$

其中,$0 < \alpha \leq 1$。如 $\alpha \to 0$ 反馈校正越弱,鲁棒性加强,抗干扰能力下降。如 $\alpha \to 1$,则相反。通过仿真选择参数 α,使之兼顾鲁棒性和抗干扰性能的要求。

3 .4　炼油厂加氢裂化装置的动态矩阵控制

70 年代以来,美国、加拿大等国的许多石油公司都把动态矩阵控制作为一种有效的多变量优化控制算法,广泛应用于石油加工工业中,取得了显著的经济效益。例如,在 Suncor 公司对加氢裂化过程使用动态矩阵控制算法,使反应器预热炉节能达到 55%。本节介绍壳牌石油公司加拿大炼油厂对加氢裂化装置的动态矩阵控制[3]。

1 . 工艺过程

加氢裂化装置的简化流程图如图 3 .2 所示。第一级是预处理反应器,第二级是裂化反应器。第一级主要用来除去氢,裂化反应主要在第二级中发生。外部提供的高纯氢气在经过预热炉加热后,与烃混合,然后经过多层催化床发生裂化反应,把原油中的硫和氮转化为硫化氢和氨,并使未饱和的烃类饱和。由于这是放热反应,为了使反应保持在正常温度下进行,每一催化床顶部都引入了未加热的氢气作为冷却剂。经两级反应后的烃送

进分馏塔分馏出不同的产品。其中最重的烃料返回第二级反应器进一步裂化。

图 3.2　加氢裂化装置的简化流程图

2 . DMC 总体结构设计

鉴于 4 个反应器的控制策略是相同的,下面仅以图 3.3 所示的第 1 级的一个反应器为例介绍其 DMC 的实现。

图 3.3 中,每个反应器包含 4 个反应床, $ABT1$, $ABT2$, $ABT3$ 和 $ABT4$ 是 4 个反应床的平均温度, $WABT$ 是 $ABT1$, $ABT2$, $ABT3$ 和 $ABT4$ 的加权平均值。该装置采用分布式计算机系统(DCS)对 4 个反应器的入口温度和每个反应器中 4 个反应床顶部温度进行常规控制。 $MV1$, $MV2$, $MV3$ 和 $MV4$ 分别是 4 个反应床的入口温度调节器的设定值, $MV5$ 是反应器的入口温度调节器的设定值。

$WABT$ 的设定值由工艺要求给出,而各 ABT 的设定值根据 $WABT$ 的设定值和由用户输入的一组偏置系数算出。为使反应过程能严格按工艺要求正常进行,通过上位机采用 DMC 算法进一步对四个反应器的 DDC 系统的设定值进行控制。

DMC 控制的主要目标是使反应器的 $WABT$ 严格跟随其工艺设定值。DMC 的辅助目标是使各反应床的平均温度 $ABT1$, $ABT2$, $ABT3$ 和 $ABT4$ 按给定的温度轨迹变化或是使控制能耗最小。

因此,选择 4 个反应床入口温度和反应器入口温度的 DCS 设定值 $MV1$, $MV2$, $MV3$, $MV4$ 和 $MV5$ 作为 DMC 系统的控制量,选择反应器的 $WABT$, 4 个反应床的

图 3.3　第 1 级反应器的 DMC 控制

ABT 以及反应器入口冷却剂的阀门开度作为 DMC 系统的被控量。由于 $WABT$ 是各 ABT 的线性组合,所以这实际上是一个五输入五输出的多变量优化控制问题。

除了有直接设定目标的被控量外,在控制方案中还把可测量的 4 个反应床的出口温度作为辅助变量加以考虑,其目的是温度偏移时提供高度安全保证。在设计控制策略时,要通过调整相应的反应床入口温度设定值使其出口温度低于一定幅值,以保证安全的反应条件。同样,各反应床冷却氢气阀门开度因受到上下限约束,也应作为附加的约束条件在设计中加以考虑。

3. 预测模型

求取系统的预测模型是离线进行的。可以用各种方法由实验得到被控量对于控制量的单位阶跃响应,然后对这些阶跃响应进行处理,得到单位阶跃响应的采样序列,构造 DMC 算法所需要的动态矩阵。

在该系统中,由监控计算机对每一控制量产生 M 序列(伪随机双电平序列)测试信号,进行 24 小时的测试,然后再用监控计算机上的软件包对测试数据进行时间序列分析,得到被控量的阶跃响应。从这些阶跃响应中可以直接取出构造动态矩阵的数据。

4. 滚动优化目标函数

在上述阶跃响应模型的基础上,可对系统进行仿真设计。这一有约束的多变量 DMC 控制可转化为如下滚动优化问题:

$$\min_{\Delta u} J(k) = \frac{1}{2}\Delta u^T H \Delta u - g^T \Delta u$$

而约束条件为

$$C\Delta u \geq c$$

其中

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} \boldsymbol{A} + \boldsymbol{R}$$

$$g = \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} e$$

$$e = y_s - y_0$$

实际上,上述滚动优化目标函数等价于(3.6)式和(3.1)式。

5.两种控制模式

如前所述,除了 *WABT* 作为控制的主要目标外,根据辅助目标的不同,可以采取两种不同的优化控制模式。第一种是跟踪模式,使各反应床的 *ABT* 跟踪期望的目标轨线。这种模式可延长催化剂的寿命或使反应器工作在特定的温度变化(递减、平滑或递增)模式下。这时,对应于各 *ABT* 的权阵 $\boldsymbol{Q}$ 的元素通常要比 *WABT* 的小一个数量级,而比反应器入口冷却剂阀门开度的权系数大 5～10 倍。在反应床出口温度有持续偏高的趋势时,对辅助变量的加权系数应加大,可以为 *WABT* 控制的 10～100 倍。

优化控制的另一种模式是节能模式,使氢气预热炉的燃料气体消耗为最小。这种模式充分利用了过程放热反应的特点,降低了加热炉的出口温度并减少了各反应床的冷却气体流量,这时,将导致温度大幅度下降。适应于这种模式的每一 *ABT* 对应的权系数应设置为 0,反应器入口的设定值将作为始终受到约束的控制量,并缓慢地下降到冷却剂阀门开度的约束界限。

6.控制效果

动态矩阵控制策略在加氢裂化单元上的应用带来了明显的好处,跟踪期望值变化的响应在精确性和快速性方面都明显优于手动控制效果。实验结果表明,反应器在跟踪模式下各催化床 *ABT* 缓慢变化的温度曲线呈现出期望的状态,同时对 *WABT* 的严格控制未产生干扰,燃料气体的消耗在这一模式下是逐渐增加的。反应器由跟踪模式转换到节能模式期间,*WABT* 在设定值发生两次变化时仍呈现出良好的跟踪性能,但燃料气体的消耗在这种模式下可节约 25%。

3.5 模型算法控制

模型算法控制(Model Algorithmic Control, MAC)采用被控对象的脉冲响应采样序列作为预测模型。它是由梅拉和理查勒特等在 70 年代后期提出的,又称为模型预测启发控制(MPHC),已在美、法等国的电厂锅炉、化工精馏塔等许多工业过程控制中获得成功的应用。

1 . 预测模型

类似于 DMC 算法，测量被控对象的单位脉冲响应，并经平滑后得到采样值$\{g_1, g_2, \cdots\}$，组成模型向量 $g = [g_1 \quad g_2 \quad \cdots \quad g_N]^{\mathrm{T}}$，模型向量通常存放在计算机的内存中，所以被称为内部模型。

对于线性系统，如果已知其单位脉冲响应的采样值，则可根据离散卷积公式，写出其输出响应为

$$y(k+i) = \sum_{j=1}^{\infty} g_j u(k+i-j) \tag{3.23}$$

其中，u, y 分别是输入、输出相对于稳态工作点的偏移值。对于渐近稳定的对象，由于 $\lim\limits_{j\to\infty} g_j = 0$，所以存在 $t_N = NT$，使得此后的脉冲响应 $g_j(j > N)$与测量和量化误差的数量级相同，可以忽略。因此，预测模型可以近似地描述为

$$y_M(k+i) = \sum_{j=1}^{N} g_j u(k+i-j) \tag{3.24}$$

注意到 $M < P$，这意味着 $u(k+i)$在 $i = M-1$ 后保持不变，即

$$u(k+i) = u(k+M-1) \quad i = M, \cdots, P-1 \tag{3.25}$$

因此，对未来输出的模型预测可以写成

$$\begin{aligned}
y_M(k+1) &= g_1 u(k) + g_2 u(k-1) + \cdots + g_N u(k+1-N) \\
&\cdots\cdots \\
y_M(k+M) &= g_1 u(k+M-1) + \cdots + g_M u(k) + g_{M+1} u(k-1) + \\
&\quad \cdots + g_N u(k+M-N) \\
y_M(k+M+1) &= (g_1 + g_2) u(k+M-1) + \cdots + g_{M+1} u(k) + g_{M+2} u(k-1) + \\
&\quad \cdots + g_N u(k+M+1-N) \\
&\cdots\cdots \\
y_M(k+P) &= (g_1 + \cdots + g_{P-M+1}) u(k+M-1) + \cdots \\
&\quad + g_P u(k) + g_{P+1} u(k-1) + \cdots + g_N u(k+P-N)
\end{aligned} \tag{3.26}$$

用向量形式将(3.26)式简记为

$$\boldsymbol{y}_M(k) = \boldsymbol{G}_1 \boldsymbol{u}_1(k) + \boldsymbol{G}_2 \boldsymbol{u}_2(k) \tag{3.27}$$

式中，

$$\boldsymbol{y}_M(k) = [y_M(k+1) \quad \cdots \quad y_M(k+P)]^{\mathrm{T}} \tag{3.28}$$

$$\boldsymbol{u}_1(k) = [u(k) \quad \cdots \quad u(k+M-1)]^{\mathrm{T}} \tag{3.29}$$

$$\boldsymbol{u}_2(k) = [u(k-1) \quad \cdots \quad u(k+1-N)]^{\mathrm{T}} \tag{3.30}$$

$$\boldsymbol{G}_1 = \begin{bmatrix} g_1 & & & & \\ g_2 & g_1 & & 0 & \\ \cdots & \cdots & & & \\ g_M & g_{M-1} & \cdots & g_2 & g_1 \\ g_{M+1} & g_M & \cdots & g_3 & g_2 + g_1 \\ & & \cdots & & \\ g_P & g_{P-1} & \cdots & g_{P-M+2} & g_{P-M+1} + \cdots + g_1 \end{bmatrix}_{P\times M} \tag{3.31}$$

$$\boldsymbol{G}_2 = \begin{bmatrix} g_2 & g_3 & \cdots & \cdots & g_{N-1} & g_N \\ g_3 & g_4 & \cdots & \cdots & g_N & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & & & \cdots \\ g_{P+1} & g_{P+2} & \cdots & g_N & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{P\times(N-1)} \tag{3.32}$$

2. 参考轨迹

在 MAC 中,控制系统的期望输出是从现在时刻的实际输出 $y(k)$ 出发,向设定值光滑过渡的一条参考轨迹规定的。参考轨迹 $y_r(k)$ 一般取为

$$y_r(k) = [y_r(k+1) \quad \cdots \quad y_r(k+P)]^{\mathrm{T}}$$

$$y_r(k+i) = \alpha^i y(k) + (1-\alpha^i)c, \quad i = 1,2,\cdots,P \tag{3.33}$$

其中,c 是输出设定值。如果 $c = y(k)$,那么对应着镇定问题,否则对应跟踪问题。α 是 MAC 设计中一个重要参数,对闭环系统的动态特性和鲁棒性都有关键作用。α 越小,参考轨迹到达设定点越快。

3. 闭环预测

模型算法控制的闭环预测相当于 DMC 中的误差校正。k 时刻对输出的闭环预测可记为

$$\boldsymbol{y}_P(k) = \boldsymbol{y}_M(k) + \boldsymbol{he}(k) \tag{3.34}$$

式中,

$$\boldsymbol{y}_P(k) = [y_P(k+1) \quad y_P(k+2) \quad \cdots \quad y_P(k+P)]^{\mathrm{T}} \tag{3.35}$$

$$\boldsymbol{h} = [h_1 \quad h_2 \quad \cdots \quad h_P]^{\mathrm{T}} \tag{3.36}$$

$$\boldsymbol{e}(k) = \boldsymbol{y}(k) - \boldsymbol{y}_M(k) = \boldsymbol{y}(k) - \sum_{j=1}^{N} g_j \boldsymbol{u}(k-j) \tag{3.37}$$

4. 滚动优化目标函数和最优控制律

模型算法控制采用的滚动优化目标函数为

$$\min J(k) = \sum_{i=1}^{P} q_i [y_P(k+i) - y_r(k+i)]^2 + \sum_{j=1}^{M} r_j u^2(k+j-1) \tag{3.38}$$

根据预测模型、参考轨迹和闭环预测可以求出在性能指标下的最优控制律为

$$\boldsymbol{u}_1(k) = (\boldsymbol{G}_1^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} \boldsymbol{G}_1 + \boldsymbol{R})^{-1} \boldsymbol{G}_1^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} [y_r(k) - \boldsymbol{G}_2 \boldsymbol{u}_2(k) - \boldsymbol{he}(k)] \tag{3.39}$$

其中

$$\boldsymbol{Q} = \mathrm{diag}[q_1, q_2, \cdots, q_P]$$

$$\boldsymbol{R} = \mathrm{diag}[r_1, r_2, \cdots, r_M]$$

最优即时控制量为

$$\boldsymbol{u}(k) = [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0] u_1(k) \tag{3.40}$$

MAC 算法参数的整定类似于 DMC 算法。MAC 算法在一般的性能指标下会出现静差,这是由于它以 u 作为控制量,本质上导致了比例性质的控制。而 DMC 算法以 Δu 直接作为控制量,在控制中包含了数字积分环节,因此即使在模型失配的情况下,也能得到无静差的控制,这是 DMC 的显著优越之处。

3.6 催化裂化分馏塔的模型算法控制[4]

1. 工艺过程分析

催化裂化分馏塔的工艺如图 3.4 所示。根据工艺要求,塔中部温度 T_{63}和 T_{62}表示了塔的操作工况,只要把它们控制在设定值的附近,并保持塔釜液位 PAN 在允许的最高限与最低限之间,就能保持塔操作平稳,分离效果良好。

2. 模型算法控制设计

根据上述工艺要求,选择 T_{63}, T_{62} 和 PAN 作为被控变量;塔顶温度 T_{18} 和塔底温度 T_{61} 表示了塔前后工段对精馏塔的耦合影响和干扰作用,被作为前馈变量;重燃料油流量 $RD208$ 和轻稀释油流量 $RD209$ 选为调节变量。因此,该分馏塔的 MAC 控制系统方块图如图 3.5 所示。其中,分馏塔对象的 4 输入(T_{18}, T_{61}, $RD208$, $RD209$)、3 输出(T_{63}, T_{62}, PAN)变量之间的脉冲响应序列共 12 组,采用离线开环辨识方法获得,各脉冲响应序列长度为 30,采样周期为 3min。

图 3.4 催化裂化分馏塔的工艺流程图

3. 控制效果

该 MAC 控制系统投运后,取得了比模拟 PID 调节器更好的控制效果, T_{63} 与设定值之间的平均偏差分别从原来的 6.41℃和 9.34℃下降 1.54℃和 2.67℃。这样一来,不仅使油品质量提高,而且可实现卡边生成,使产量增加,经济效益显著。

图 3.5　分馏塔的 MAC 控制系统方块图

3.7　广义预测控制

广义预测控制(Generalized Predictive Control, GPC)是在保持最小方差自校正控制的模型预测、最小方差控制、在线辨识等原理的基础上,吸取了 DMC,MAC 中多步预测优化策略而发展起来的另一类预测控制算法[5]。因此,广义预测控制虽然在滚动优化的性能指标方面与一般预测控制相似,但在预测模型形式和反馈校正策略方面则有很大差别。

1. 预测模型

广义预测控制是采用受控自回归积分滑动平均(Controlled Auto-Regressive Integrated Moving Average, CARIMA)模型描述受到随机干扰的被控对象

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k-1) + \zeta(k)/\Delta \tag{3.41}$$

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \cdots + a_n q^{-n}$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \cdots + b_{nb} q^{-nb}$$

$$\Delta = 1 - q^{-1}$$

其中,$\zeta(k)$为随机白噪声。

为了利用模型(3.41)预报 j 步后的输出 $y(k+j)$的预测值 $\hat{y}(k+j,k)$,首先给出下列丢番图(Diophantine)方程:

$$E_j(q^{-1})A(q^{-1})\Delta + q^{-j}F_j(q^{-1}) = 1 \tag{3.42}$$

其中,

$$E_j(q^{-1}) = e_{j,0} + e_{j,1}q^{-1} + \cdots + e_{j,j-1}q^{-(j-1)}$$

$$F_j(q^{-1}) = f_{j,0} + f_{j,1}q^{-1} + \cdots + f_{j,n}q^{-n}$$

$E_j(q^{-1})$, $F_j(q^{-1})$是由 $A(q^{-1})$和预测长度 j 唯一确定的多项式,可以用克拉克(Clarke)提出的递推公式求出

$$\begin{aligned} \boldsymbol{f}_{j+1} &= \boldsymbol{A} f_j \\ \boldsymbol{f}_0 &= [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0]^{\mathrm{T}}_{(n+1)\times 1} \\ E_{j+1}(q^{-1}) &= E_j(q^{-1}) + f_{j,0}q^{-j} \end{aligned} \tag{3.43}$$

$$E_0(q^{-1}) = 0$$

其中,

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 1-a_1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_1-a_2 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n-1}-a_n & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ a_n & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix}_{(n+1)\times(n+1)}$$

$$\boldsymbol{f}_j = [f_{j,0} \quad f_{j,1} \quad \cdots \quad f_{j,n}]^{\mathrm{T}}_{(n+1)\times 1}$$

用 $q^j E_j(q^{-1})\Delta$ 乘以式(3.41),得

$$E_j A\Delta y(k+j) = E_j B\Delta u(k+j-1) + E_j\zeta(k+j) \tag{3.44}$$

将(3.42)式代入(3.44)式,可以写出 $k+j$ 时刻的输出量

$$(1-q^{-j}F_j)y(k+j) = E_j B\Delta u(k+j-1) + E_j\zeta(k+j)$$

$$y(k+j) = E_j B\Delta u(k+j-1) + q^{-j}F_j y(k+j) + E_j\zeta(k+j)$$

$$y(k+j) = E_j B\Delta u(k+j-1) + F_j y(k) + E_j\zeta(k+j) \tag{3.45}$$

注意到由式(3.42)定义的 $E_j(q^{-1})$, $F_j(q^{-1})$的形式,可以知道 $E_j B\Delta u(k+j-1)$只与 $u(k+j-1)$, $u(k+j-2)$, …有关; $F_j y(k)$只与 $y(k)$, $y(k-1)$, …有关; $E_j\zeta(k+j)$与 $\zeta(k+1)$, …, $\zeta(k+1)$有关。由于在 k 时刻未来的噪声 $\zeta(k+i)$, $i=1,\cdots,j$ 都是未知的,所以 $y(k+j)$的预测值 $\hat{y}(k+j,k)$为

$$\hat{y}(k+j,k) = E_j B\Delta u(k+j-1) + F_j y(k) \tag{3.46}$$

(3.46)式就是 GPC 的预测模型。令

$$G_j(q^{-1}) = E_j(q^{-1})B(q^{-1}) \tag{3.47}$$

将丢番图方程(3.42)代入(3.47)式,并展开成幂级数得

$$G_j(q^{-1}) = E_j B = \frac{B[1-q^{-j}F_j]}{A\Delta}$$

$$= g_{j,0} + g_{j,1}q^{-1} + \cdots \tag{3.48}$$

实际上, $g_{j,0}$, …, $g_{j,j-1}$就是被控对象的单位阶跃响应的采样值的前几项,即

$$g_{j,i} = g_{i+1}, \quad i < j \tag{3.49}$$

对于 $j=1,2,\cdots,N$, (3.46)式可以写成矩阵方程

$$\hat{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{G}\boldsymbol{u} + \boldsymbol{f} \tag{3.50}$$

$$\boldsymbol{G} = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & g_1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ g_N & g_{N-1} & \cdots & g_{N-NU+1} \end{bmatrix}_{(N\times NU)} \tag{3.51}$$

$$\hat{\boldsymbol{y}} = [\hat{y}(k+1,k) \quad \hat{y}(k+2,k) \quad \cdots \quad \hat{y}(k+N,k)]^{\mathrm{T}}_{N\times 1}$$

$$\boldsymbol{u} = [\Delta u(k) \quad \Delta u(k+1) \quad \cdots \quad \Delta u(k+NU-1)]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{f} = [f_1(t) \quad f_2(t) \quad \cdots \quad f_N(t)]^{\mathrm{T}}$$

$$f_i(k) = q^{i-1}[G_i - q^{-(i-1)}g_{i,i-1} - \cdots - g_{i,0}]\Delta u(k) + F_i y(k) \tag{3.52}$$

$$i = 1,2,\cdots,N$$

2. 滚动优化

广义预测控制的滚动优化性能指标为

$$\min J(k) = \mathrm{E}\sum_{j=N_1}^{N_2} q_j[y(k+j) - w(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^{NU} r_j[\Delta u(k+j-1)]^2 \tag{3.53}$$

其中,E 为数学期望; N_1 为优化时域的始值,大于对象的纯时滞步数; N_2 为优化时域的终值,大于对象动态特性能充分表现出来的时间; NU 为控制时域,即在 NU 步后控制量不再变化; q_j, r_j 为加权系数。 w 为对象输出的期望值,可以采用模型算法控制中的参考轨迹形式。

上述性能指标(3.53)式来源于动态矩阵控制的启发,参数选择方法类似于 DMC。一般可取 $N_1 = 1$, $N_2 = N$。将(3.53)式写成矩阵形式

$$\min J(k) = \| \boldsymbol{y}(k) - \boldsymbol{w}(k) \|_{\boldsymbol{Q}}^2 + \| \boldsymbol{u}(k) \|_{\boldsymbol{R}}^2 \tag{3.54}$$

其中

$$\boldsymbol{y}(k) = [y(k+1) \quad y(k+2) \quad \cdots \quad y(k+L)]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{w}(k) = [w(k+1) \quad w(k+2) \quad \cdots \quad w(k+L)]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{Q} = \mathrm{diag}(q_1 \quad q_2 \quad \cdots \quad q_L)$$

$$\boldsymbol{R} = \mathrm{diag}(r_1 \quad r_2 \quad \cdots \quad r_{NU})$$

若以输出预测值代替滚动优化性能指标(3.53)中的未来输出值,即以(3.46)式代替(3.53)式中的 $y(k+j)$,可求得最优控制解为

$$\boldsymbol{u} = (\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{G} + \boldsymbol{R})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{w} - \boldsymbol{f}) \tag{3.55}$$

即时最优控制作用为

$$\boldsymbol{u}(k) = \boldsymbol{u}(k-1) + \boldsymbol{g}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{w} - \boldsymbol{f}) \tag{3.56}$$

其中,

$$\boldsymbol{g}^{\mathrm{T}} = [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0](\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{G} + \boldsymbol{R})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q} \tag{3.57}$$

3. 在线辨识与校正

为了克服随机扰动、模型误差以及慢时变的影响,GPC 通过不断测量实际输入输出信息,在线估计预测模型参数,并以此修正控制律,实现反馈校正。

将对象模型写成

$$A(q^{-1})\Delta y(k) = B(q^{-1})\Delta u(k-1) + \zeta(k)$$

或者

$$\Delta y(k) = -A_1(q^{-1})\Delta y(k) + B(q^{-1})\Delta u(k-1) + \zeta(k) \tag{3.58}$$

其中, $A_1(q^{-1}) = A(q^{-1}) - 1$ 。把模型参数与数据参数分别用向量形式记为

$$\theta = [a_1 \quad \cdots \quad a_n \qquad b_0 \quad \cdots \quad b_{nb}]^{\mathrm{T}}$$

$$\phi(k) = [-\Delta y(k-1) \quad \cdots \quad -\Delta y(k-n) \qquad \Delta u(k-1) \quad \cdots \quad \Delta u(k-nb-1)]^{\mathrm{T}}$$

则将(3.58)式写成

$$\Delta y(k) = \phi^{\mathrm{T}}(k)\theta + \zeta(k) \tag{3.59}$$

可以用带遗忘因子的递推最小二乘法估计预测模型参数,算法如下:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= \hat{\theta}(k-1) + \boldsymbol{K}(k)[\Delta y(k) - \phi^{\mathrm{T}}(k)\hat{\theta}(k-1)] \\ \boldsymbol{K}(k) &= \boldsymbol{P}(k-1)\phi(k)[\phi^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{P}(k-1)\phi(k) + \beta]^{-1} \\ \boldsymbol{P}(k) &= \frac{1}{\beta}[\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(k)\phi^{\mathrm{T}}(k)]\boldsymbol{P}(k-1) \end{aligned} \tag{3.60}$$

4.设计步骤

(1) 根据最新的输入和输出数据,用递推最小二乘算法(3.60)估计模型参数,得到 $A(q^{-1})$和 $B(q^{-1})$。

(2) 根据 $A(q^{-1})$,由(3.43)式递推计算 $E_j(q^{-1})$, $F_j(q^{-1})$。

(3) 根据 $B(q^{-1})$, $E_j(q^{-1})$, $F_j(q^{-1})$,由(3.48)式和(3.49)式计算 $G_j(q^{-1})$。

(4) 计算 $f_i(k) \quad i = 1, \cdots, N$,

$$f_1(k) = [G_1(q^{-1}) - g_{1,0}]\Delta u(k) + F_1(q^{-1})y(k)$$

$$f_2(k) = q[G_2(q^{-1}) - q^{-1}g_{2,1} - g_{2,0}]\Delta u(k) + F_2(q^{-1})y(k)$$

$$\cdots\cdots$$

$$f_N(k) = q^{N-1}[G_N(q^{-1}) - q^{-(N-1)}g_{N,N-1} - \cdots - g_{N,0}]\Delta u(k) + F_2(q^{-1})y(k)$$

$$\boldsymbol{f} = [f_1(k) \quad f_2(k) \quad \cdots \quad f_N(k)]^{\mathrm{T}}$$

(5) 由(3.51)式和(3.57)式重新计算出 $\boldsymbol{g}^{\mathrm{T}}$。这一步涉及到 $NU \times NU$ 维矩阵的求逆,在线的计算量必须在选择 NU 时加以考虑。

(6) 对象输出的期望值 w 可采用 MAC 参考轨迹的形式,即

$$\boldsymbol{w}(k) = \boldsymbol{y}(k)$$

$$\boldsymbol{w}(k+1) = \alpha\boldsymbol{w}(k+j-1) + (1-\alpha)c$$

$$0 < \alpha < 1; \quad j = 1, 2, \cdots, N$$

$$\boldsymbol{w} = [w(k+1) \quad w(k+2) \quad \cdots \quad w(k+N)]^{\mathrm{T}}$$

(7) 由(3.55)式和(3.56)式计算 $\boldsymbol{u}(k)$和 $\boldsymbol{u}(k)$,并将其作用于被控对象。

3.8 基于正交数值逼近的实时预测算法[1113]

由于切比雪夫(Chebyshev)正交多项式具有一系列优良性质,不仅在数值逼近理论中具有重要作用,而且已被许多学者应用于自动控制领域。

在区间$[a, b]$上的移位 Chebyshev 正交多项式定义为

$$T_i(t) = \cos\left(i\arccos\frac{2t-a-b}{b-a}\right), \quad t \in [a, b]; \quad i = 0, 1, 2, \cdots \tag{3.61}$$

由(3.61)式容易得到下列递推关系

$$
\begin{aligned}
T_0(t) &= 1 \\
T_1(t) &= \frac{2t-b-a}{b-a} \\
T_{i+1}(t) &= \frac{2(2t-b-a)}{b-a}T_i(t) - T_{i-1}(t), \quad i = 1,2,3,\cdots
\end{aligned}
\tag{3.62}
$$

根据函数逼近理论,在区间$[a, b]$上绝对可积函数 $f(t)$,可按 Chebyshev 多项式展开为

$$f(t) = \sum_{i=0}^{\infty} a_i T_i(t) \tag{3.63}$$

从数值逼近观点,可以用(3.63)式的前若干项逼近 $f(t)$。Chebyshev 函数逼近收敛速度很快,具有最经济逼近称号,只用前几项即可达到较高的精度。若取(3.63)式的前 n 项,则函数 $f(t)$的 Chebyshev 逼近为

$$f(t) \approx \sum_{i=0}^{n-1} a_i T_i(t) = \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{T}(t) \tag{3.64}$$

$$\boldsymbol{A} = [a_0 \quad a_1 \quad \cdots \quad a_{n-1}]^{\mathrm{T}} \tag{3.65}$$

$$\boldsymbol{T}(t) = [T_0(t) \quad T_1(t) \quad \cdots \quad T_{n-1}(t)]^{\mathrm{T}} \tag{3.66}$$

其中,由(3.65)式定义的 $\boldsymbol{A}$ 称为 Chebyshev 系数矢量,由(3.66)式定义的 $\boldsymbol{T}(t)$称为 Chebyshev 矢量。

设被测信号应为 $f(t)$,实际测量的带有噪声的信号为 $y(t)$,采样周期为 τ, $k\tau$ 时刻以及以前 N 个采样点的采样值的带有噪声的信号为$y(k-i)$, $i=0, 1, \cdots, N$。由式(3.64),在区间$[(k-n)\tau, k\tau]$上的 $f(t)$的 Chebyshev 逼近为

$$f(t) = \sum_{i=0}^{n-1} a_i T_i(t) + \varepsilon_1(t) \tag{3.67}$$

式中 $\varepsilon_1(t)$为逼近误差,设测量噪声和系统噪声为 $\varepsilon_2(t)$,则

$$
\begin{aligned}
y(t) = f(t) + \varepsilon_2(t) &= \sum_{i=0}^{n-1} a_i T_i(t) + \varepsilon_1(t) + \varepsilon_2(t) \\
&= \sum_{i=0}^{n-1} a_i T_i(t) + \varepsilon(t)
\end{aligned}
\tag{3.68}
$$

代入 $N+1$ 个测量值有

$$y(j) = \sum_{i=0}^{n-1} a_i T_i(j) + \varepsilon(j) = \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(j)\boldsymbol{A} + \varepsilon(j), \quad j = k, \ k-1, \cdots, \ k-N \tag{3.69}$$

记

$$\boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ \cdots \\ y(k-N) \end{bmatrix}_{(N+1)\times 1} \qquad \boldsymbol{G} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(k) \\ \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(k-1) \\ \cdots \\ \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(k-N) \end{bmatrix}_{(N+1)\times 1} \qquad \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \varepsilon(k) \\ \varepsilon(k-1) \\ \cdots \\ \varepsilon(k-N) \end{bmatrix}_{(N+1)\times 1}$$

则可将(3.69)式写成

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{G}\boldsymbol{A} + \boldsymbol{\Sigma} \tag{3.70}$$

式(3.70)中 $\boldsymbol{G}$ 的元素 $T_i(j)$ $(i=0, 1, \cdots, N-1; \ j=k, \ k-1, \cdots, \ k-N)$可由下列递推公式求得:

$$
\begin{aligned}
T_0(j) &= 1 \\
T_1(j) &= \frac{j-k}{N} \\
T_{i+1}(j) &= \frac{2(j-k)}{N}T_i(j) - T_{i-1}(j) \quad i = 1,2,\cdots
\end{aligned}
\tag{3.71}
$$

Chebyshev 逼近的关键是选择系数矢量 $\boldsymbol{A}$,使 Chebyshev 逼近(3.64)式得到较高的逼近精度。虽然 Chebyshev 基本定理暗示了求取最佳逼近的途径,但就一般情形,要寻找最佳逼近多项式却是一个极其困难又是至今尚未完全解决的问题。下面选择 Chebyshev 系数矢量 A 满足最佳平方逼近,即选择逼近的目标函数为

$$
\min J = \sum_{i=0}^{N}[r_i\varepsilon(k-i)]^2 = \Sigma^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}\Sigma \tag{3.72}
$$

式中 $\boldsymbol{R} = \mathrm{diag}[r_0, r_1, \cdots, r_M]$为误差的加权阵,由最小二乘法求(3.70)式和(3.72)式得

$$
\hat{A} = (\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RG})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RY} \tag{3.73}
$$

则被测信号 $f(t)$的滤波和预测模型为

$$
\begin{aligned}
\hat{f}(t) &= \sum_{i=0}^{n-1}a_iT_i(t) = \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{A} \\
&= \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(t)(\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RG})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RY}
\end{aligned}
\tag{3.74}
$$

kT 时刻的滤波值及向前各步预测为

$$
\hat{f}(k+L) = \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(k+L)(\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RG})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RY},\quad L = 0, 1, 2,\cdots \tag{3.75}
$$

记

$$
\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}(k+L)(\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RG})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{RY} \tag{3.76}
$$

则

$$
\hat{f}(k+L) = \boldsymbol{QY} \tag{3.77}
$$

在式(3.77)中,当样本长度 N 和预测步数 L 确定后,$\boldsymbol{Q}$ 是与 k 无关的常向量,可以离线求出,在线运算仅需进行(3.77)式所示的点积运算,容易用汇编语言实现。为减弱随机噪声的影响,可以由中值滤波等简单滤波算法先对测量值进行处理,作为 $y(k)$, $y(k-1)$, $\cdots$, $y(k-N)$代入(3.70)式。

根据系统输出量的预测值,就可以采用各种控制策略使系统具有理想的特性。下面结合两个工程应用实例,介绍基于智能控制规则的控制策略。

3.9 电脑充绒机的预测智能控制[13][15]

3.9.1 电脑充绒机的工作原理

电脑充绒机是目前国际上羽绒生产行业的先进设备。它能实现羽绒被、羽绒服等生产过程中定量充绒生产环节的自动化。电脑充绒机的工作原理如图 3.6 所示。

图 3.6 中,Z1, Z2, $\cdots$, Z5 为带电气转换阀的气动阀,用来改变气流通道,气动阀有两个位置,图中标注的各气阀位置是失电状态位置;Z6 和 Z7 为电磁阀,控制高压气体, Z6

图 3.6 电脑充绒机工作原理图

的作用是用气流清下箱中残存的羽绒,保证计量精度,Z7 的作用是吹散料斗上部的羽绒,使气流通过过滤网;鼓风机产生强气流;Z8 控制蜂鸣器(图中未画出),用来提示操作人员。

电脑充绒机定量充绒过程是:料仓里的羽绒随鼓风机产生的气流经下箱进入料斗,过滤网将羽绒留在料斗里,气流则通过过滤网经上箱流回料仓,实现封闭传送。当料斗里的羽绒预测重量达到设定值时,由计算机控制气阀停止进料,然后改变气路,使羽绒随气流从料斗里经下箱充入充绒工作台上的被套或羽绒服内,从而完成一次自动充绒工作循环。

由于羽绒特别轻,又随着强气流传送到料斗里,所以传感器信号特别弱,而噪声特别强。又由于存在管道传输滞后以及羽绒在气流中分布不匀,因此为了准确地进行动态称重,必须进行实时预测与控制。本节介绍电脑充绒机高性能传感器及其放大电路设计,介绍 Chebyshev 正交数值逼近的滤波和预测算法,以及基于产生式结构的智能控制规则在电脑充绒机中的应用。

3.9.2 高性能称重传感器设计

电脑充绒机的关键技术之一是实现高精度动态计量。因为羽绒重量轻,体积大,易膨胀,受充绒机结构限制测量范围较小,加上气流对料斗的影响,造成检测信号弱而噪声强。因此应设计高性能传感器减少测量误差。我们分析总结了各类称重传感器的优缺点,设计了电阻应变片式传感器,主要从弹性元件、测量电路等方面采取一系列措施,使传感器具有灵敏度和分辨率高、重复性好、滞后及蠕变小、结构简单、尺寸小等优点。

1.弹性体设计

综合各种梁、板、环类弹性体的优点并考虑本系统实际需要,我们设计出四孔环变截面悬臂梁式弹性体,如图 3.7 所示。图中所示的弹性体的性能特点如下:

(1) 采用四对称应力集中孔及二矩形分割孔并大大缩小应变片处梁截面尺寸,使变形集中在应变片周围,大大增加了输出应变和灵敏度,提高了抗偏及抗侧力的能力;

(2) 四孔之间的过载保护缝隙,增加其抗弯及抗扭刚度,从而提高了传感器的线性及稳定性,减少了滞后变形和蠕变;

(3) 采用应变力均布环,使应变力流线分布均匀,提高传感器的测量精度;

(4) 合理布置应变片在电桥中连接,使载荷作用点横向移动不影响传感器的输出。

图 3.7 弹性体结构图

2. 测量电路设计

由于料斗大约重 3 000g,但一次充绒量最多只有 250g,重量变化范围很小。为增加电桥的视在输出,采用 4 片箔式电阻应变片构成惠斯登电桥,如图 3.8 所示。

图 3.8 应变传感器测量电路

在图 3.8 中,R_z 为电桥平衡调整电阻,约为 1Ω;R_{t_0} 为零点温度补偿电阻,小于 1Ω;R_{t_s} 为灵敏系数温度补偿电阻,为 10Ω～30Ω;R_0 为输出调整电阻;R_i 为调整输入电阻大小的电阻;电阻应变片阻值为 $R = 320\Omega$。

忽略各种补偿电阻的影响,容易导出 $U = E\frac{\Delta R}{R}$。可见,提高输入电压 E 可提高灵敏度,但将使应变片补偿温度升高,使电阻丝产生虚假信号,并使粘合剂软化,不能正确传递应变。本系统取 $E = 5\mathrm{V}$,采用高精度稳压电源供电。

在本系统中电桥输出 U 通常小于 1mV,采用集成斩波稳零运算放大器 ICL7650 作为前置放大,第二级采用通用运算放大器 741,如图 3.9 所示,图中 W_1 用于调节输出量程,W_2 用于系统调零。

3.9.3 基于产生式结构的充绒机预测智能控制规则

由于测量信号中的强噪声影响和管道传输滞后,以及羽绒在气流中分布不均,需要实时预测料斗中的羽绒重量。本系统采用 3.8 节介绍的基于 Chebyshev 正交数值逼近的实时预测算法进行预测,不仅有效地抑制了系统噪声,而且得到预测信息,用于改善控制质量。

本系统针对充绒机的传送及动态计量的特点,将整个充绒机控制分为程序控制和羽

图 3.9　直流毫伏信号放大器

绒重量控制两部分。采用产生式结构的控制规则进行逻辑控制,以补偿系统滞后的影响,提高充绒精度。该方法的基本思想是根据当前羽绒重量和充绒速度,确定合适的预测步长,并作出相应的预测,根据这些信息计算机实时切换阀门以改变气流通道。

1.程序控制

7 个阀门和 1 个蜂鸣器的工作电压均为 24V,由微机 8 位并行口控制 8 个交流固态继电器分别驱动。羽绒传送过程的程序控制归结为以下几步:

(1) 预备状态:状态控制字 $X = 00H$,各阀门失电复位,计算机等待操作者踩接近开关。

(2) 进绒状态 1:$X = 1EH$,料斗顶不通气。

(3) 进绒状态 2:$X = 5EH$,料斗顶通气,将吸附在料斗壁上的绒冲下,以免堵塞网孔,影响气流回流,从而降低进绒速度,此时羽绒随强气流经下箱进入料斗,计算机进入称重实时预测与控制阶段。当预测值达到设定值时,进入第 4 步。

(4) 停止进绒,清理气路通道状态 1:$X = 02H$,下箱不通气。

(5) 清理通道状态 2:$X = 22H$,下箱通气以清除下箱内的残留羽绒,确保称绒精度。

(6) 清理通道状态 3:$X = 02H$,下箱停止送气。

(7) 充绒状态 1:$X = 13H$,下箱和料斗顶不通风,料斗中的绒被推入被套或衣套里。

(8) 充绒状态 2:$X = 73H$,下箱及料斗顶通风,冲去其残留羽绒。

(9) 鸣笛等待状态:$X = 90H$,鸣笛表示一个充绒过程结束。等待下一次操作。

(10) 转步骤(1)。

其中步骤(2)、(4)、(6)、(7)是为了在阀门动作到位之前料斗顶和下箱不吹气,或者在阀门动作之前关闭料斗顶和下箱吹气,以保证足够的气压使阀门动作,所以只需持续 1s 左右。

2.羽绒重量控制

电脑充绒机的羽绒重量控制总结为下列基本控制规则:

(1) IF　$\hat{f}(k) \geq M$　　THEN　$u(k) = 0$

(2) IF $\hat{f}(k) < M$ AND $|\hat{f}(k) - \hat{f}(k-1)| < D_2$ THEN

IF $\hat{f}(k+L_1) < M$ THEN $u(k) = 1$

IF $\hat{f}(k+L_1) \geq M$ THEN $u(k) = 0$

(3) IF $\hat{f}(k) < M$ AND $|\hat{f}(k) - \hat{f}(k-1)| \in [D_2, D_1]$ THEN

IF $\hat{f}(k+L_2) < M$ THEN $u(k) = 1$

IF $\hat{f}(k+L_2) \geq M$ THEN $u(k) = 0$

(4) IF $\hat{f}(k) < M$ AND $|\hat{f}(k) - \hat{f}(k-1)| > D_1$ THEN

IF $\hat{f}(k+L_3) < M$ THEN $u(k) = 1$

IF $\hat{f}(k+L_3) \geq M$ THEN $u(k) = 0$

式中,M 是设定的羽绒重量;D_1,D_2 是衡量羽绒重量接近设定值时的进绒速度;L_1,L_2,L_3 是相应的预测步数。

3.9.4 计算机控制系统设计

1. 硬件设计

本系统采用 12 位 A/D 转换器,采用固态继电器直接驱动电磁阀、气动阀和电动机等。电脑充绒机硬件配置如图 3.10 所示。

图 3.10 电脑充绒机硬件配置

2. 软件设计

整个软件主要包含重量设定、滤波和预测、控制以及称重校准等部分。程序框图如图

3 .11 所示。

图 3 .11　电脑充绒机控制软件框图

尽管在该系统中采用了高性能稳压电源和放大电路,但随着时间的推移仍有可能出现零漂等现象,因此本系统设置了称重校准程序,能够不断消除这些影响。

由于料斗容积限制,一次最多只能称 250g,而且,羽绒随着气流吹到料斗中,通过料斗中的网孔使空气流回料仓,随着料斗中羽绒增加,网孔透气性变差,进绒速度减慢。运行实验结果表明,一次称绒在 150g 左右总体效果最好,一般不超过 230g,否则影响充绒速度。另一方面,一次充绒设定值不宜小于 20g,否则称重精度降低。羽绒服的设定值通常在 50g 至 200g 之间,一次即可完成。羽绒被的设定值通常在 1 000g 至 2 000g,要多次才能完成。本程序最大总设定为 9 999g,能满足各种羽绒产品的充绒要求。“ 一次充绒重量设定程序 ”能根据总设定值合理地安排各次充绒的设定重量。一般设置在 150g,最后一次在 80g 至 230g 之间,以取得最高的充绒效率和精度。

3 .9 .5　应用效果

电脑充绒机经过长期运行,实际生产的考核结果表明,充绒误差小于 1% ,充绒精度远高于国家出口标准,比手工充绒精度提高 6 倍以上。平均每条 1 500g 羽绒被仅需 4min 左右,比手工操作速度提高 4 倍以上。称量系统具有自调整功能,自行修正电子系统形成的误差。电脑充绒机实现了全封闭传送,全自动充绒,净化了劳动环境,降低了劳动强度,

提高了羽绒行业的自动化水平,有显著的经济效益和社会效益。

3.10 制冷系统的预测智能控制

制冷系统无论是在工业生产、农业工程、还是日常生活中,都是必不可少的。现有冷库基本上都采用简单的双位调节器,冷藏质量不高,库温波动大,出现冷却损伤,腐烂变质,储存期短等不良情况。

近年来,出现了隔膜电动调节阀,使成熟的 PID 控制和串级控制等能够应用到制冷系统,尤其是结合微型计算机,可以应用各种现代控制技术,提高冷藏质量,实现制冷系统的优化控制。但由于隔膜电动调节阀的可靠性和价格等原因,双位调节仍被广泛应用。因此,如何结合微型计算机和双位执行器,实现冷藏工况优化调节,提高冷藏质量,实现制冷系统综合自动化具有重要意义。

下面在对制冷过程作详细分析的基础上,参照国内外有关文献[1621]和制冷系统运行实验,提出变蒸发温度的优化调节方案和冷藏温度的优化调节方案和冷藏温度的预测智能控制方法,较好地满足了冷藏温度精度的要求,该方法已经成功地应用于多个采用电磁阀等双位执行器的大中型冷库控制。

3.10.1 制冷系统的热力学过程分析

制冷过程是一种能量转换过程,按热力学第二定律,若要从低于周围环境温度的范围里吸收热量,则必须输入一定的能量。评价与能耗有关的制冷效率时,最常用的是性能系数 ε,定义为

$$\varepsilon = Q_0 / P$$

其中, Q_0 是制冷量, P 是输入的能量。从上式可见,对于一定的制冷量,性能系数越大,需要输入的能量就越少。因此,为了合理利用能量,总希望制冷过程具有较高的性能系数。制冷系统的蒸发温度和冷凝温度对性能系数的影响较大,制冷量和性能系数随蒸发温度的上升及冷凝温度的下降而增加,反之则减少。

上述现象表明,从节能角度制冷系统应尽可能在较高的蒸发温度和较低的冷凝温度下运行。据文献资料[16],蒸发温度每提高 1℃,单位产冷量功耗约减少 4%,冷凝温度每降低 1℃,功耗约减少 1%。而且,提高蒸发温度以降低其与空气温度之差,可减少结霜或露珠,从而减少冷藏食品等的干耗损失,使果蔬保持新鲜。但是,提高蒸发温度受到被冷却物体温度的限制。冷凝温度必须高于 0℃,冷凝压力太低不能保证膨胀阀充足供液,也不能保证正常溶霜。另一方面,降低冷凝温度就要增加冷却水量和风机功耗。因此,尽管冷凝器的运行方式会影响整个系统的能量特性,但一般不作为能量调节设备,而在全负荷状态下工作。

最优化制冷过程意味着,在制冷过程中功耗最小,冷藏质量最好。从上述分析可见,蒸发温度是关键参数,应在满足蒸发温度低于库温和使在高温下有一定的降温速度等冷藏工艺要求下,蒸发温度取最大值。为了使蒸发温度保持在最优值,必须及时调节制冷压缩机能量。能量调节参数可以取蒸发温度,这种方法静态精度高,但动态偏差大。一般采

用蒸发压力作能量调节参数。蒸发压力与蒸发温度之间的关系取决于制冷剂的热力性质。为了便于计算机控制,可以根据实验数据,采用非线性回归模型拟合,得到蒸发压力与蒸发温度的关系式。例如,根据氨(NH_3)的热力性质实验数据,得到蒸发温度 T(℃)在 -20℃～-50℃范围内与蒸发压力 V(Pa)之间的关系式:

$$V = -2.15001 \times 10^4 + 4.87808 \times 10^5 e^{0.04136T}$$

根据蒸发温度或蒸发压力,采用分级步进能量调节方法调节压缩机能量。例如某制冷系统有三台 8ASJ17 型双级压缩机,共分 6 个能级,各个能级为:1# 机 6 缸上载;1# 机 8 缸上载;2# 机 6 缸上载;2# 机 8 缸上载;3# 机 6 缸上载;3# 机 8 缸上载。

3.10.2 智能优化控制规则

近年来,计算机控制技术正逐步应用于制冷系统,力图实现最优控制。但目前尚未建立真正深入制冷循环且能用于最优控制的数学模型。下面利用预测信息,基于智能控制的思想,提出冷库的智能优化控制算法。

制冷系统运行的专家知识采用产生式结构表示:

IF 〈当前状态和预测信息〉 THEN 〈相应的控制算式〉

制冷系统的温度调节规律可以总结为下列 5 条规则:

规则 1,2:若当前温度 $y(k)$高于上限 TH,则打开电磁阀或启动压缩机供液;若 $y(k)$低于下限 TL,则关闭电磁阀或停止压缩机。

这是两条基本规则,保证库温尽快回到允许范围之内,可以表达为

R1. IF $y(k) \in [TH, +\infty]$ THEN $u(k) = 1$

R2. IF $y(k) \in (-\infty, TL]$ THEN $u(k) = 0$

式中,$u(k) = 1$ 或 $u(k) = 0$,分别表示电磁阀或压缩机的“开”、“关”状态。

规则 3:若温度在允许范围内,为了克服大时滞、大惯性的影响,需要进行预测,在正常热负荷下,若 L 步预测仍在允许范围内,则保持原输出状态,即

R3. IF $y(k) \in (TL, TH)$ AND $|y(k) - y(k-1)| < M$
AND $y(k+L, k) \in (TL, TH)$ THEN $u(k) = u(k-1)$

规则 4:在轻负荷或重负荷作用下,为了克服超调,需提前 d 步动作,即

R4. IF $y(k) \in (TL, TH)$ AND $|y(k) - y(k-1)| > M$ THEN
IF $u(k-1) = 1$ AND $y(k+L+d, k) \in (TH, +\infty)$ THEN $u(k) = 0$
IF $u(k-1) = 0$ AND $y(k+L+d, k) \in (-\infty, TL]$ THEN $u(k) = 1$
IF $y(k+L+d, k) \in (TL, TH)$ THEN $u(k) = u(k-1)$

规则 5:若库温已在允许范围内但下降缓慢,根据预测,即使再运行较长时间也不能到达下限,则关电磁阀或压缩机,以避免由于冷风机结霜等因素使降温迟缓,从而节省能量。归结为

R5. IF $y(k) \in (TL, TH)$ AND $|y(k) - y(k-1)| \leq E$
AND $y(k+L+e, k) \in (TL, TH)$ AND $u(k-1) = 1$
THEN $u(k) = 0$

上述算法能有效地克服进库、出库、空库等热负荷大幅度波动的影响,实现冷藏温度

高精度控制、节能降耗。控制算法流程如图 3.12 所示。

图 3.12　控制算法流程图

3.10.3　微机控制冷库运行结果

根据食品贮藏理论和实验[17]，可以得到一些果蔬的最佳贮藏温度(℃)和最高冻结点(℃)为：桃(-0.5，-0.9)，梨(-1，-1.6)，草莓(0，-0.8)，蘑菇(0，-0.9)，卷心菜(0，-0 9)等。可见，很多果蔬的最佳储藏温度和最高冻结点比较接近。由于原来的制冷系统难以精确控制冷藏温度，为了避免冷却损失，不得不提高冷藏温度，降低了冷藏质量。

在对某冷库进行技术改造的过程中，运用上面介绍的控制算法，采用 STD 总线工业控制计算机对制冷系统进行检测、控制与管理，取得了较好的效果。理论上，很多果蔬的最佳冷藏温度为 0℃，但为了防止冷却损伤，库温设置在 0.5℃(±0.3℃)，24 小时的实测

库温表明,在线预测储藏温度绝对误差小于 0 .1℃,相对误差小于 4%。尽管在 9 点至 11 点出货,15 点至 17 点进货,热负荷大。但由于采用了预测技术提前进行调节,避免了库温大幅度波动,通过对难于保鲜的草莓进行对比试验,储存两天后微机控制冷库中储存的草莓远比在一般冷库中储存的草莓新鲜。

本系统还具有日历钟、汉字、数据存储掉电保护等功能,能够实时监控制冷系统运行,自行打印报表,并可随时检索和打印历史数据。

参考文献

1. 席裕庚 .预测控制 .北京:国防工业出版社,1993
2. 顾钟文,孙优贤,王慧等 .高级过程控制 .杭州:浙江大学出版社,1995
3. Kelly S J, Rogars M D, Hoffman D W . Quadratic Dynamic Matrix Control of Hydrocracking Reactors . In: Proceedings of the 1988 American Control Conference V . 1 . Atlanta: American Automatic Control Council , 1988: 295300
4. Richalet J, et al . Algorithmic Control of Industrial Process . Proceedings of the 4th IFAC Cymposium on System Identification and Parameter Estimation, 1976, part 2: 11191166
5. Clarke D W, Mohtadi C, Tuffs P S . Generalized Predictive Control . Automatica, 1987, 23(2): 137162
6. 王万良 .改进型动态矩阵控制算法 .控制与决策,1991,6(2): 143145
7. 曹长修,王万良 .动态矩阵控制的改进算法 .自动化与仪器仪表,1990,40(4): 813
8. Wang Wanliang . Predictive Control Based on BP Neural Networks and Its Realization . Proceedings of the IFAC Youth Automation Conference(II),1995, 724728
9. 王万良 .动态矩阵控制的改进及其神经网络实现 .浙江大学学报,1995,29(增刊):105-109 .
10. 黄友谦 .数值逼近 .北京:高等教育出版社,1987
11. 王万良,曹长修 .预测—位式控制 .自动化技术与应用,1990,9(3):14
12. 王万良,曹长修 .开关控制系统的预测控制 .第五届全国自动化青年学术年会论文集,1989, 58
13. 王万良 .正交逼近预测算法及其在电脑充绒机中的应用 .信息与控制,1994,23(4):253256
14. 王万良 .羽绒传送系统的实时预测与控制 .见:中国控制与决策学术年会论文集 .沈阳:东北大学出版社,1994 .708710
15. 赵燕伟,王万良 .电脑充绒机的实时预测控制 .机械工业自动化,1994,16(2):1821
16. 国际制冷学会节能研究组 .制冷中的节能 .孙光三等译,上海:上海交通大学出版社,1987
17. 奥勒耳西拜努等著 .食品工业制冷技术 .孙时中译,北京:轻工业出版社,1986
18. 曹长修,王万良 .冷库的预测智能控制 .重庆大学学报,1989,12(5):6875
19. 王万良 .制冷系统的最优控制 .第六届全国自动化青年学术年会论文集 .1990, 544-547

20. Wang Wanliang . Intelligent Predictive Temperature Control and Optimal Operating Model Regulation for the Cold Storage . In: Mesnard G . Proceedings of Signals and Systems, France: AMSE Press , 1991 .114121
21. **史国栋,赵燕伟,王万良等 .果蔬冷藏库智能优化调节 .农业工程学报**, 1994, 10 (1): 103109

第 4 章　鲁棒控制

4.1　引言和基本概念

控制理论是研究被控对象状态的运动规律，其基础是反馈控制。反馈控制的主要目的是：

1. 稳定被控对象。

2. 改善被控对象的动态响应。

3. 降低扰动对系统稳定性的影响，进而在系统稳定的前提条件下，降低扰动对系统性能的影响。

4. 当被控对象不确定或变化时，仍能在稳定的状态下运行（稳定鲁棒性）；进一步，在系统稳定的前提条件下，当被控对象不确定或变化时，仍能在一定性能指标要求下运行（性能鲁棒性）。

20 世纪初，控制系统设计方法主要是基于 Bode 图和 Nyquist 图，利用间接的方法处理系统不确定性问题，发展了在增益和相位存在变化时仍能保证闭环系统稳定的增益裕度和相位裕度概念。然而，遗憾的是这些处理方法大多局限于单变量输入单变量输出(SISO)系统。随着时间的推移，科学技术的发展要求处理大量的多变量输入多变量输出(MIMO)系统的设计问题，以二次型最优控制(LQ)为代表的一类多变量控制系统设计和最优化方法应运而生。但是随着其在实际工程中的应用，发现基于 LQ 理论设计出来的控制器对系统不确定性因素反应较为敏感，也就是说，不能保证闭环系统具有一定的稳定性和性能的鲁棒性，而且控制器设计过程要求准确知道干扰过程的全部统计特性，这一要求使该理论的工程应用受到工程实际条件的某些限制（局限性可参见文献[1]）。另外，在实际工程应用过程中很难得到被控对象的精确数学模型，在控制系统设计过程中所采用的模型常常是在一定程度上经过近似化处理的数学模型，这种数学模型的不确定性必须在控制系统设计时进行考虑，因此在控制系统设计中的稳定鲁棒性和在稳定鲁棒性要求的前提条件下的性能鲁棒性问题是十分重要的，为此很多学者进行了研究和讨论。

一般认为，多变量系统鲁棒控制的研究始于 1976 年，其研究的重要特点是讨论控制系统在参数有界扰动（而不是无穷小扰动）下系统性能保持的能力。经过近 20 多年的研究和发展，鲁棒控制理论取得了十分丰富的结果，如：内模控制理论，鲁棒调节器，稳定化控制器的 Youla 参数化，棱边定理，H_∞ 控制理论，结构奇异值理论和方法，同时镇定理论和基于 Lyapunov 稳定性理论的系统鲁棒性分析和综合方法等。

从广义上来说，系统不确定性按其结构可以分为以下两类：

1. 不确定性的结构未知，仅仅已知不确定性变化的范围。

2．不确定性的结构已知,参数存在着变化(参数不确定性)。

第一类不确定性的鲁棒控制研究导致了 H_∞ 控制理论,第二类不确定性的鲁棒控制研究导致了参数鲁棒控制理论。

根据用于反馈的信号是采用系统状态还是系统输出,可将反馈控制分为状态反馈控制和输出反馈控制。显然状态反馈控制设计起来比较容易,但在实际工程应用中,大多数系统的状态很难直接测量得到以实现反馈控制。尽管可以采用状态观测器等技术来达到系统状态重构的目的,但是总非尽如人意。输出反馈控制虽然设计起来相对困难一些,但是大多数系统的输出可以直接测量得到,从而可以方便地构成反馈控制系统。

根据所研究的模型类型,鲁棒控制所采用的研究方法主要有两类:研究对象是闭环系统的状态矩阵或特征多项式的,一般采用代数方法;研究是从系统的传递函数或传递函数矩阵出发的,就常常采用频率域方法。

本章主要侧重于内模控制和鲁棒二次镇定方面的有关理论和方法,共分为四节进行介绍。本节作为鲁棒控制理论的引言,将简单介绍一些基本概念和数学基础。4.2 节介绍单变量输入单变量输出(SISO)稳定系统的内模控制(IMC)。4.3 节针对一阶时滞系统,介绍其内模控制器设计方法。4.4 节介绍关于鲁棒二次镇定的基本概念和有关理论。

下面简要介绍一下本章用到的一些基本概念和数学基础。

1．控制系统结构

为了得到使得控制系统在实际环境中能令人满意地运行的控制算法,控制系统设计一般须指定如下各项内容:

· 过程模型

· 模型的不确定性界

· 输入类型(即设定值和扰动)

· 性能目标

这四项中省略任何一项都有可能导致控制器在实际应用中失效,每一种控制器设计或校正方法都必须围绕着不确定性过程模型进行,以得到有效的控制器。

最基本的反馈控制系统包括三部分:对象(即被控制的目标,通常情况下执行机构也归并到对象中),测量对象输出的传感元件和产生作用于对象输入的控制器。其结构方框图如图 4.1 所示。

从图 4.1 中可以看出:在控制系统的三个部分中的每一部分都有两个输入(一个与系统内部相连,另一个来自外部)和一个输出。这些信号分别是

r: 参考或指令输入;

v: 传感器输出;

u: 控制信号,对象输入;

d: 外部干扰;

y: 对象输出和被测量信号;

图 4.1　基本控制系统

n: 测量噪声。

对于整个基本反馈控制系统而言,来自外部的三个输入信号 r, d 和 n 统称为外部输入。

2 . 系统适定性

假设图 4 .1 中的每一部分都是线性的,即每一部分的输出均是该部分输入的线性函数。为得到相对简化的结果,进一步假定三个部分的输出是它们输入的和(或差)的线性函数,用公式表示如下:

$$\begin{aligned} y &= P(d+u) \\ v &= F(y+n) \\ u &= C(r-v) \end{aligned} \tag{4.1}$$

对应的结构方框图如图 4 .2 所示。

对上述简化后的系统,系统适定性是指图 4 2 中所有闭环传递函数都存在,即从三个外部输入到所有内部信号 u, y, v 以及求和点的输出 x_1, x_2, x_3 之间的传递函数都存在。为判断适定性,只须考察从 r, d, n 到 x_1, x_2, x_3 的九个传递函数是否存在(其它传递函数可从这九个传递函数运算得到)。求和点的矩阵描述方程为

图 4 2　基本反馈回路

$$\begin{pmatrix} I & 0 & F \\ -C & I & 0 \\ 0 & -P & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r \\ d \\ n \end{pmatrix} \tag{4.2}$$

因此,系统具有适定性的充分必要条件是上述 3×3 矩阵是非奇异的,即行列式 $I+PFC$ 不恒等于零。

进一步,如果系统是适定的,从式(4 2)可以得到

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & 0 & F \\ -C & I & 0 \\ 0 & -P & I \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} r \\ d \\ n \end{pmatrix} \tag{4.3}$$

3 . 内部稳定性

对于上述控制系统(图 4 .1),如果式(4 .3)中的九个传递函数都是稳定的,则称该反馈系统是内部稳定的。如果一个系统是内部稳定的,这意味着:如果外部输入的幅值有界,那么 x_1, x_2 和 x_3 以及 u, y 和 v 都是有界的。因此,对于所有的有界外部输入信号,系统内部稳定可以确保内部信号是有界的。

内部稳定的定义是基于以下想法:仅仅观察输入输出传递函数是不够的,这些传递函数可能是稳定的,即当 r 是有界的,y 也有界,但有些内部信号可能是无界的,这种情况就可能引起该物理系统内部结构的毁坏。

4 . H∞范数

一个复变函数 $F(s)$,如果在 $\mathrm{Re}(s) > 0$ 的开区域内有界,即

$$|F(s)| \leq b, \quad \mathrm{Re}(s) > 0 \tag{4.4}$$

则这个界限的上确界定义为 $F(s)$的 H∞范数,用公式表示如下:

$$\|F(s)\|_\infty = \sup\{|F(s)| : \mathrm{Re}(s) > 0\} \tag{4.5}$$

如果该函数在右半平面是解析的,则按最大模定理,用虚轴 $s = \mathrm{j}\omega$ 来替换开右半平面,即

$$\|F(s)\|_\infty = \sup\{|F(\mathrm{j}\omega)| : \omega \in \mathrm{R}\} \tag{4.6}$$

这个 H∞范数就标志着频率特性的最大模。

若假设 $G(s)$为从系统的干扰输入信号到被控输出信号的稳定的传递函数,如果能设计控制器使$\|G(s)\|_\infty$达到最小值,那么,具有有限功率谱的干扰对系统的被控输出的影响就可降到最低限度。从物理意义上说,如果系统的输入是有限能量谱信号,则系统的输出也是有限能量谱信号。H∞范数的几何意义反映在 Nyquist 图上是从原点到 Nyquist 曲线上的最大距离,反映在 Bode 图上为横坐标到 Bode 曲线上的最大距离。

5 . 系统不确定性

系统不确定性的描述形式很多,在本章中采用传递函数形式的加性不确定性和乘性不确定性描述,其中加性不确定性描述如下:

$$p(\mathrm{j}\omega) = \tilde{p}(\mathrm{j}\omega) + l_a(\mathrm{j}\omega) \tag{4.7}$$

其中

$$|l_a(\mathrm{j}\omega)| \leq \bar{l}_a(\omega) \tag{4.8}$$

表述了相加不确定性所允许的界, $\tilde{p}(\mathrm{j}\omega)$表述了系统的标称模型(不确定系统在不确定性因素为零的假设前提下的数学模型)。

如果定义

$$l_m(\mathrm{j}\omega) = \frac{l_a(\mathrm{j}\omega)}{p(\mathrm{j}\omega)}$$

且

$$\bar{l}_m(\omega) = \frac{\bar{l}_a(\omega)}{|p(\mathrm{j}\omega)|}$$

则可得到系统的乘性不确定性描述如下:

$$p(\mathrm{j}\omega) = \tilde{p}(\mathrm{j}\omega)(1 + l_m(\mathrm{j}\omega)) \tag{4.9}$$

其中

$$|l_m(\mathrm{j}\omega)| \leq \bar{l}_m(\omega) \tag{4.10}$$

表述了相乘不确定性所允许的界。

6 . 闭环系统响应的渐近特性(系统型)

对于不同类型的设定值变化信号,作为一个基本的闭环系统响应性能是要求系统状

态偏差渐近趋向于零,亦即要求闭环系统渐近稳定。利用终值定理可以确定系统的渐近响应特性,下面给出闭环系统响应的渐近特性(即系统型)的衡量指标。

定义 4.1 令 $g(s)$为开环传递函数,并令 m 是使

$$\lim_{s\to 0} s^m g(s) \neq 0$$

的最大整数,则称系统 $g(s)$是 m 型的(换言之,m 型系统在原点有 m 个极点)。

结论 4.1 令开环系统 $g(s)$是 m 型的,并假设引入单位反馈的闭环系统是稳定的。那么灵敏度函数 $\varepsilon(s)=(1+g(s))^{-1}$满足

$$\lim_{s\to 0}\frac{\varepsilon(s)}{s^k}=0,\ 0\leq k<m$$

另外,当 $t\to\infty$时闭环系统完全跟踪形如$\sum_{k=0}^{m} a_k s^{-k}$的设定值变化(完全抗干扰),其中 a_k 是实常数。

具体地说,为了使闭环系统无余差地跟踪阶跃变化信号,灵敏度函数 $\varepsilon(s)$在原点必须具有一个零点,也就是开环系统 $g(s)$在原点有一个极点,即 $g(s)$必须是 1 型的。类似地,斜坡变化信号的无余差跟踪要求 $g(s)$在原点有两个极点(2 型)。

定义 4.2[向量范数] 向量 $x\in R^n$ 的范数(记为$\|x\|$)是指满足下列条件的非负实数:

① 正定性:对 $\forall x\in R^n$,且 $x\neq 0$,有$\|x\|>0$,当且仅当 $x=0$,有$\|x\|=0$;

② 齐次性:对 $\forall k\in R$, $x\in R^n$,有$\|kx\|=|k|\,\|x\|$;

③ 三角不等式:对 $\forall x, y\in R^n$,有$\|x+y\|\leq\|x\|+\|y\|$。

定义 4.3[矩阵范数] 矩阵 $A\in R^{m\times n}$的范数(记为$\|A\|$)是指满足下列条件的非负实数:

① 正定性:对 $\forall A\in R^{m\times n}$,且 $A\neq 0$,有$\|A\|>0$;

② 齐次性:对 $\forall k\in R$, $A\in R^{m\times n}$,有$\|kA\|=|k|\,\|A\|$;

③ 三角不等式:对 $\forall A, B\in R^{m\times n}$,有$\|A+B\|\leq\|A\|+\|B\|$。

4.2 单输入单输出稳定系统的内模控制

本节将介绍一种经典的反馈控制结构——内模控制(IMC)。它的主要优点是通过简单地选择一个稳定的内模控制器就可以保证闭环系统的稳定性。另外,闭环系统的性能指标(如回复时间等)直接与该控制器的参数有关,这样使得 IMC 控制器容易进行在线校正。在本节将介绍 IMC 控制器的两步法设计方法:第一步,不考虑输入饱和及模型的不确定性,以最优设定值跟踪(抗干扰)为目标设计控制器;第二步,通过降低控制器调节作用来保证鲁棒稳定性和性能,以克服模型的不确定性。虽然这种方法本身不具有最优特点,但其简单明了的控制器设计方法,对实际应用颇具启发性。

4.2.1 内模控制结构

内模控制(IMC)系统的方框图如图 4.3 所示。这里 p 表示对象的传递函数,p_m 表

示测量装置的传递函数。一般来讲,难以精确地知道 p 及 p_m,而只知道它们的标称数学模型。传递函数 p_d 描述了扰动 d'对过程输出 y 的影响。输出 y 的测量值往往被测量噪声 n 所污染。这里,控制器 q 确定了输入(控制变量)值 u,控制目标是保持 y 逼近参考值(设定值) r。

通常我们采用简化的方框图 4.4 进行分析,这里 d 表示扰动对输出的影响,并假设精确地知道输出 y(即 $p_m = 1$, $n = 0$)。

图 4.3 内模控制系统的一般方框图

图 4.4 内模控制系统的简化方框图

利用计算机软件或者模拟硬件实现的整个 IMC 控制系统如图 4.4 中的虚线框所示。由于控制系统中除了控制器 q 外,它还明显地包含对象模型 $\tilde{p}$,因此,我们称这种反馈控制结构为内模控制(IMC)结构。

反馈信号是

$$\tilde{d} = (p - \tilde{p})u + d$$

如果模型精确($p = \tilde{p}$),并且没有任何扰动($d = 0$),那么模型输出 $\tilde{y}$ 和过程输出 y 就相等,则反馈信号 $\tilde{d}$ 等于零。于是,当没有任何不确定性时,即当没有任何模型不确定性及没有任何未知的干扰输入 d 时,该控制系统是开环的。这一点很有启发性,它表明对于开环稳定的过程,反馈只是因为不确定性才有存在的必要。如果完全了解过程及所有的输入,就没有必要采用反馈控制。故此处的反馈信号 $\tilde{d}$ 表示了过程的不确定性。

结论 4.2 设模型是精确的($p = \tilde{p}$),那么图 4.4 中的内模控制(IMC)系统是内部稳定的,当且仅当对象 p 和控制器 q 都是稳定的。

4.2.2 灵敏度函数及互补灵敏度函数

对于图 4.4 所示的内模控制(IMC)系统,容易得到输入输出传递函数

$$y = \frac{pq}{1 + q(p - \tilde{p})} r + \frac{1 - \tilde{p}q}{1 + q(p - \tilde{p})} d \tag{4.11}$$

灵敏度函数 $\varepsilon(s)$建立了外部输入 r, d 与误差 $e = y - r$ 的关系为

$$\frac{e}{d - r} = \frac{y}{d} = \frac{1 - \tilde{p}q}{1 + q(p - \tilde{p})} = \varepsilon(s) \tag{4.12}$$

用 1 减去 $\varepsilon(s)$就可得到互补灵敏度函数

$$\frac{y}{r} = \frac{pq}{1 + q(p - \tilde{p})} = \eta(s) \tag{4.13}$$

当模型精确时$(\tilde{p} = p)$,(4.12)式和(4.13)式就简化为

$$\varepsilon(s) = 1 - pq \tag{4.14}$$

$$\eta(s) = pq \tag{4.15}$$

灵敏度函数 $\varepsilon(s)$决定控制系统的性能,互补灵敏度函数 $\eta(s)$决定控制系统的鲁棒性。

4.2.3 两自由度控制器

事实上,良好的设定值跟踪和抗干扰性能都很重要,如果两种输入 r(设定值)和 d(干扰)的动态特性显著不同,那么需要引入另一个控制器来同时达到良好的设定值跟踪和抗干扰性能,相应的方框图如图 4.5 所示。

设定值 r 和干扰 d 对误差 e 的影响可描述为

$$e = \frac{1 - \tilde{p}q_d}{1 + q_d(p - \tilde{p})} d - \left(1 - \frac{pq_r}{1 + q_d(p - \tilde{p})}\right) r \tag{4.16}$$

图 4.5　两自由度 IMC

当 $p = \tilde{p}$ 时,(4.16)式变为

$$e = (1 - pq_d) d - (1 - pq_r) r \tag{4.17}$$

则可以分别设计适当的控制器 q_d 和 q_r 来达到良好的设定值跟踪和抗干扰性能。

4.2.4 闭环系统渐近响应特性(系统型)

“系统型”定义已在定义 4.1 中给出,其目的是为了给闭环系统渐近响应特性分类。m 型系统的定义是

$$\lim_{s\to 0} \frac{\varepsilon(s)}{s^k} = 0,\ 0 \leq k < m$$

利用(4.12)式,这个定义变为

$$\lim_{s\to 0} \frac{1 - \tilde{p}q}{1 + q(p - \tilde{p})} \frac{1}{s^k} = 0,\ 0 \leq k < m \tag{4.18}$$

条件(4.18)得到满足的充要条件是传递函数$(1 - \tilde{p}q)$有 m 个零点在原点,即当且仅当

$$\lim_{s\to 0} \frac{d^k}{ds^k}(1 - \tilde{p}q) = 0,\ 0 \leq k < m$$

作为特例,我们可以得到 1 型系统的定义是

$$\lim_{s\to 0} \tilde{p}q = 1 \tag{4.19}$$

2 型系统的定义是

$$\lim_{s\to 0} \tilde{p}q = 1,\ \lim_{s\to 0} \frac{d}{ds}(\tilde{p}q) = 0 \tag{4.20}$$

由此可见,即使当系统存在模型误差时,式(4.19)与式(4.20)也分别是闭环系统无余差渐近跟踪阶跃和斜坡的充要条件。

4.2.5 H$_2$ 最优控制

对于单输入单输出(SISO)系统,一般设计控制器 $\tilde{q}$ 使其对特定输入 v 是 H$_2$ 最优的,其中 $v = d$ 或 $v = -r$,则就需要在 $\tilde{q}$ 是稳定的和因果的约束下,由式

$$\min_{\tilde{q}} \| e \|_2 = \min_{\tilde{q}} \| (1 - p\tilde{q}) v \|_2 \tag{4.21}$$

求解出 $\tilde{q}$,从而可得到如下结论:

结论 4.3: 假设系统模型 p 是稳定的。将 p 分解成一个全通因子 p_A 和一个最小相位因子 p_M,即

$$p = p_A p_M$$

使得 p_A 包括了模型 p 的所有右半平面零点和时滞项,并且

$$| p_A(\mathrm{j}\omega) | = 1, \ \forall \omega$$

通常,p_A 具有如下形式:

$$p_A(s) = \mathrm{e}^{-s\theta} \prod_i \frac{-s + \zeta_i}{-s + \zeta_i^{\mathrm{H}}}, \ \mathrm{Re}(\zeta_i), \ \theta > 0$$

其中上标 H 表示复共轭转置。

类似地对输入 v 进行分解:

$$v = v_A v_M$$

则求解(4.21)式得到的控制器 $\tilde{q}$ 可写为如下形式:

$$\tilde{q} = (p_M v_M)^{-1} \{ p_A^{-1} v_M \}_*$$

其中算子$\{ \}_*$ 表示在该运算的对象部分分式展开后,去掉所有包含 p_A^{-1} 极点项后的余下部分。

通常最优控制器 $\tilde{q}$ 不是正则的,因为在 IMC 控制器设计方法的步骤 2 中它要扩展一个低通滤波器。

4.2.6 IMC 控制器设计方法和步骤

为了进行 IMC 控制器的设计,必须具有如下的信息:

1. 过程模型 p;

2. 影响过程输出的输入 v 的类型(设定值和扰动)——即阶跃、斜坡、经过一阶滞后环节的阶跃等等;

3. 性能指标:

① 闭环系统类型(1 或者 2);

② 与频率有关的性能加权值,或者就单参数滤波器而言,只需要灵敏度函数 ε 的最大允许峰值(w^{-1},通常 $0.3 < w < 0.9$);

4. 不确定性信息 $\bar{l}_m(\omega)$,通常鲁棒控制器设计所考虑的对象族为

$$\prod = \left\{ p : \left| \frac{p(\mathrm{j}\omega) - \tilde{p}(\mathrm{j}\omega)}{\tilde{p}(\mathrm{j}\omega)} \right| \leq \bar{l}_m(\omega) \right\}$$

则 IMC 控制器设计过程包括如下两个步骤:

步骤 1: 标称性能

在不考虑约束和模型不确定性等因素前提下,设计控制器 $\tilde{q}$ 使系统对于所关心的输入产生“好”的系统输出响应。一般设计 H_2 最优控制器 p,使其对于指定输入信号 v 极小化,即

$$\|(1 - p\tilde{q})v\|_2$$

从而利用结论 4.3 得到控制器 $\tilde{q}$ 为

$$\tilde{q} = (p_M v_M)^{-1}\{p_A^{-1} v_M\}_* \tag{4.22}$$

此时相应的最优灵敏度函数为

$$\tilde{\varepsilon} = 1 - p\tilde{q}$$

以及最优互补灵敏度函数为

$$\tilde{\eta} = p\tilde{q}$$

步骤 2: 鲁棒稳定性和鲁棒性能

在 $\tilde{q}$ 上扩展一个低通滤波器 f 以获取闭环控制系统的鲁棒稳定性和鲁棒性能,则此时的 IMC 控制器为

$$q = \tilde{q} f$$

在高频处,当 $\bar{l}_m$ 超过 1 时,必须抑制 $\tilde{\eta}$,因此要给 $\tilde{q}$ 扩展一个低通滤波器 f。f 的阶次应使得 q 是正则的,并且它的衰减频率必须足够低以满足鲁棒稳定性约束

$$\|\tilde{\eta}\bar{l}_m\|_\infty = \|p\tilde{q}\bar{l}_m\|_\infty < 1$$

引入该滤波器后,η 和 ε 变为

$$\eta = pq = p\tilde{q} f$$

$$\varepsilon = 1 - pq = 1 - p\tilde{q} f$$

很显然其中函数 f 的作用是降低调节器的控制作用,即通过牺牲性能(增加 $|\varepsilon|$)来满足鲁棒性(减少 $|\eta|$)。在此处的设计方法中,往往用放宽性能来达到可利用简便方法寻找适用的滤波器的目的,从而得到具有一定的鲁棒稳定性和合理的鲁棒性能(即使不是最优的控制器)。

一般来说,针对不同的输入信号类型,必须选择相应的 IMC 滤波器 f,如对于渐近的常值输入信号,可以确定如下形式的 IMC 滤波器。

1 **型滤波器**:

$$f = \frac{1}{(\lambda s + 1)^n} \tag{4.23}$$

对于渐近的类斜坡输入信号,则可以采用如下的 IMC 滤波器。

2 **型滤波器**:

$$f = \frac{n\lambda s + 1}{(\lambda s + 1)^n} \tag{4.24}$$

式中 n 要选得足够大以使得 q 是正则的。λ 是滤波器时间常数,对于最小相位(MP)系统,在没有模型误差的情况下,λ 就是闭环时间常数。对非最小相位(NMP)系统,当 λ 足够大时,它成为系统的主要时间常数。一般情况下,增加 λ 会降低系统的响应速度,使其更具有鲁棒性。

鲁棒稳定性：判断

$$|\tilde{p}\tilde{q}\bar{l}_m| < 1, \text{ 对 } \omega = 0 \tag{4.25}$$

是否成立。如成立，则系统是鲁棒稳定的。对于存在使系统鲁棒稳定的滤波器时间常数 $\lambda > 0$，该条件是充分且必要的。

鲁棒性能：增加 λ 到恰好使下面条件满足

$$|\tilde{p}\tilde{q}\bar{l}_m| + |(1 - \tilde{p}\tilde{q}f)w| < 1 \tag{4.26}$$

即选择 λ 以使式(4.26)对于某个(某些)指定的 ω 值成为等式，则系统具有一定的鲁棒性能。

4.3 一阶时滞系统的内模控制(IMC)设计

选择这样一个特殊的例子作为本节所讨论内容的目的是因为它最能反映过程控制的特点。下面将分别针对两种不确定性情况：精确的不确定性域和范数有界不确定性(即利用圆盘近似不确定性域)，说明一阶时滞系统的 IMC 控制器设计方法和步骤。

设计过程将完全按照 4.2.6 节所述步骤进行。所需信息包括：

1．过程模型

$$\tilde{p} = \frac{k e^{-s\tilde{\theta}}}{\tau s + 1} \tag{4.27}$$

2．输入类型：阶跃信号

3．性能指标

(1) 闭环系统是 1 型系统(对于阶跃输入要求无余差)

(2) 灵敏度函数 ε 的最大允许峰值：$w^{-1} = 2.5$

4．不确定性信息：只有时滞不确定性

$$\theta = \tilde{\theta} + \delta, \quad \text{其中} \quad |\delta| \leq \bar{\delta} \tag{4.28}$$

$$\frac{p - \tilde{p}}{\tilde{p}} = e^{-s\delta} - 1 \tag{4.29}$$

$$l_m(j\omega) = e^{-j\omega\delta} - 1, \quad |\delta| \leq \bar{\delta} \tag{4.30}$$

对于上述对象，当时滞不确定性为最坏情况，即 $\delta = \bar{\delta}$ 时，图 4.6 中描述了不确定性 $|l_m(j\omega)|$ 和不确定性界 $\bar{l}_m(\omega)$ 关于 $\omega\bar{\delta}$ 的关系曲线。

很显然，由图 4.6 可知

$$\bar{l}_m(\omega) = |e^{-j\omega\bar{\delta}} - 1|, \quad \omega\bar{\delta} \leq \pi \tag{4.31a}$$

$$\bar{l}_m(\omega) = 2, \quad \omega\bar{\delta} \geq \pi \tag{4.31b}$$

并且界 $\bar{l}_m(\omega)$ 随频率的增加而增加。基于上述的系统描述和分析，相应的 IMC 控制器设计过程如下。

步骤 1：标称性能

对于阶跃输入信号，通过结论 4.3 可获得 H_2 最优控制器为

图 4.6 当 $\delta=\bar{\delta}$ 时，相乘不确定性 l_m 和界 $\bar{l}_m$ 关于 $\omega\bar{\delta}$ 的关系曲线

实线：l_m，虚线：界 $\bar{l}_m$

$$p_A = e^{-s\theta}, \quad p_M = k(\tau s + 1)^{-1} \tag{4.32}$$

$$\tilde{q} = p_M^{-1} = k^{-1}(\tau s + 1) \tag{4.33}$$

$$p\tilde{q} = e^{-s\theta} \tag{4.34}$$

步骤 2：鲁棒稳定性和鲁棒性能

由于此处的输入信号是渐近的常值输入信号，故 IMC 滤波器采用 1 型滤波器：

$$f = \frac{1}{\lambda s + 1} \tag{4.35}$$

并且一阶滤波器就足以保证 q 的正则性。则鲁棒稳定性判据为

$$|p\tilde{q}f\bar{l}_m| = |f\bar{l}_m| < 1 \tag{4.36}$$

由图 4.6 可知，可选择对应角频率 $\omega=\pi/3\bar{\delta}\approx 1/\bar{\delta}$ 时的滤波器参数 $\lambda=\bar{\delta}$。进一步仔细寻找发现要使闭环系统满足鲁棒稳定性，则必须 $\lambda>0.67\bar{\delta}$（见图 4.7）。

图 4.7 在不同的滤波器参数 λ 下的鲁棒稳定性界 $|\eta\bar{l}_m|$ 关于 $\omega\bar{\delta}$ 的关系曲线

针对本节所讨论的例子，鲁棒性能约束条件(4.26)式可简写为

$$|f\bar{l}_m| + |(1-e^{-j\omega\theta}f)\omega| < 1 \tag{4.37}$$

该条件不等式左边部分关于 $\omega\bar{\delta}$的关系曲线见图 4.8(a)和(b)所示,它们分别对应于最大时滞误差为 15%和 30%两种情况(即$\theta = 1$, $\bar{\delta} = 0.15$ 和 0.3)。

图 4.8　对应于不同滤波器参数的鲁棒性能曲线

根据式(4.36)和式(4.31)可知, 对于鲁棒稳定性, λ只与时滞误差$\bar{\delta}$有关,而与时滞θ的绝对值无关。对于鲁棒性能(4.37),则必须同时考虑$\bar{\delta}$和θ。已精确知道的参数 k 和 τ 并不影响滤波器的设计。为了得到较好的鲁棒性能,选择 $\lambda = 0.65$,此时的典型闭环响应曲线如图 4.9 所示。同时,图中还给出了由式(4.31)确定的集合中存在误差为界的对象的响应曲线,显然这时对象具有最大的误差范数。这个对象的频率响应通过在每个频率处从设置在 $\tilde{p}c$ 周围的不确定性圆盘中找到最接近(-1,0)的点来确定,即点 p 满足

$$|1 + pc| = |1 + \tilde{p}c| - |\tilde{p}c\,l_m| \tag{4.38}$$

其中 c 为整个 IMC 控制器,即

$$c = \frac{\tilde{q}f}{1 - \tilde{p}\tilde{q}f} = \frac{s + 1}{\lambda s + 1 - e^{-s}} \tag{4.39}$$

图 4.9　当 $\lambda = 0.65$ 时,不同时滞值下的系统响应曲线

显然,对应于具有最大时滞不确定性误差的对象具有最大的时滞。图 4.9 中的‘最坏的 ISE(即平方积分误差)’响应曲线表明了时滞不确定性的范数有界近似所造成的保守性。

当精确考虑时滞不确定性时,我们将分别根据鲁棒稳定性及鲁棒性能来计算滤波器参数。图 4.10(a)给出了奈奎斯特(Nyquist)带,在这里对于时滞不确定性情况每个区域 $\pi(\omega)$刚好是一条直线。图 4.10(b)和(c)分别给出了相应于控制器按鲁棒稳定性整定时的系统 Nyquist 转换带 $\pi(\omega)\,c(j\omega)$和按鲁棒性能整定时的系统 Nyquist 转换带 $\pi(\omega)\,c(j\omega)$。

图 4.10(b)给出了满足鲁棒稳定性所要求的最小 λ的 Nyquist 带。在图 4.10(c)中,λ是按鲁棒性能整定选取的。在图 4.11 中,给出了在 $\lambda = 0.5$ 时对不同数值的不确定性参数 θ的闭环仿真结果。

表 4.1　当时滞不确定性($\bar{\delta} = 0.3$)是精确时和由一个范数界近似时,满足鲁棒稳定性和鲁棒性能的滤波器参数 λ 值

鲁棒性 / $\bar{\delta}$ \ λ	稳定性	性能 $\omega^{-1} = 2.5$	性能 $\omega^{-1} = 2.0$
精确	0.20	0.34	0.50

图 4.10　系统 Nyquist 带

图 4.11　在不同时滞时,按鲁棒性能整定的闭环系统响应曲线

近似	0.20	0.65	0.99

表 4.1 比较了用两种方法分别按鲁棒稳定性和鲁棒性能求取得到的 λ 值。根据此例的分析结果,可以得到这样的结论:选择 $\lambda = \bar{\delta}$是一个比较好的估计方法,它在实际应用中会取得较好的控制效果。

4.4 不确定系统的鲁棒二次镇定

4.4.1 问题的描述和定义

考虑不确定线性系统

$$\dot{\boldsymbol{x}}(t) = [\boldsymbol{A} + \Delta\boldsymbol{A}(\boldsymbol{q}(t))]\boldsymbol{x}(t) + [\boldsymbol{B} + \Delta\boldsymbol{B}(\boldsymbol{q}(t))]\boldsymbol{u}(t) \tag{4.40}$$

其中 $\boldsymbol{x}(t)\in R^n$, $\boldsymbol{u}(t)\in R^m$ 分别是系统的状态和控制向量,$\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{B}$ 是给定的具有适当维数的实数矩阵,$\Delta\boldsymbol{A}(\cdot)$和 $\Delta\boldsymbol{B}(\cdot)$是连续的实矩阵值函数,$\boldsymbol{q}(t)\in R^k$ 是一个不确定参数向量,它可以是时变的,也可以依赖系统的状态,它们反映了系统模型中的参数不确定性,可得到的关于 $\boldsymbol{q}(t)$的信息是:$\boldsymbol{q}(t)$是 Lebesgue 可测的,且 $\boldsymbol{q}(t)\in\Omega$(R^k 中的一个紧集)。

在本小节中,我们主要考虑不确定系统(4.40)的二次镇定问题。为此,首先对以下的不确定自治系统引进二次稳定性的概念。

$$\dot{\boldsymbol{x}}(t) = [\boldsymbol{A} + \Delta\boldsymbol{A}(\boldsymbol{q}(t))]\boldsymbol{x}(t) \tag{4.41}$$

定义 4.4 对系统(4.41),若存在一个 n 阶正定对称矩阵 $\boldsymbol{P}$ 和一个常数 $\alpha > 0$,使得对任意允许的不确定性 $q(t)$,

$$L(\boldsymbol{x}, t) = 2\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}[\boldsymbol{A} + \Delta\boldsymbol{A}(\boldsymbol{q}(t))]\boldsymbol{x} \leq -\alpha\|\boldsymbol{x}\|^2 \tag{4.42}$$

对所有$(\boldsymbol{x}, t)\in R^n\times R$ 成立,则系统(4.41)称为是二次稳定的。

定义 4.5 若对不确定系统(4.40),存在一个反馈控制律(动态或静态反馈,线性或非线性反馈),使得所导出的闭环系统是二次稳定的,则系统(4.40)称为二次能镇定的,相应的控制律称为系统(4.40)的一个二次稳定化控制律。特别的,若系统(4.40)是二次能镇定的,且二次稳定化控制律可以选为一个线性状态反馈控制律 $\boldsymbol{u}(t) = -K\boldsymbol{x}(t)$,其中 $K\in R^{m\times n}$,则系统(4.40)称为是可以用线性状态反馈二次镇定的。

根据以上定义,若系统(4.41)是二次稳定的,则系统(4.41)有一个 Lyapunov 函数 $V(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{x}$,使得沿系统(4.41)的轨线,$V(\boldsymbol{x})$关于时间的导数恰好是 $L(\boldsymbol{x}, t)$。因此,根据 Lyapunov 稳定性理论知:给定任意初始条件 $\boldsymbol{x}_0\in R^n$,系统(4.41)存在一个解 $\boldsymbol{x}(\cdot)$: $[t_0, t_1]\to R^n$,满足 $\boldsymbol{x}(t_0) = \boldsymbol{x}_0$,且可以连续拓展到区间$[t_0, \infty)$上,进而根据式(4.42),系统的平衡状态 $\boldsymbol{x} = 0$ 是大范围一致渐近稳定的。

二次稳定性要求对所有允许的不确定参数,系统存在一个统一的 Lyapunov 函数。显然这样的要求是比较苛刻的,由此导出的结果必然是比较保守的。但大量研究表明,这样一种处理方法仍不失为是处理时变不确定性的一种有效方法。

系统的二次稳定性可以推出系统在 Lyapunov 意义下的稳定性,但反之则不成立。只有对线性时不变系统,二次稳定性和 Lyapunov 意义下的稳定性是等价的。

在本节中,考虑的不确定性假定是范数有界的,且具有以下的形式:

$$[\Delta\boldsymbol{A}(t) \quad \Delta\boldsymbol{B}(t)] = \boldsymbol{D}\boldsymbol{F}(t)[\boldsymbol{E}_1 \quad \boldsymbol{E}_2] \tag{4.43}$$

其中 $\boldsymbol{D}, \boldsymbol{E}_1$ 和 $\boldsymbol{E}_2$ 是具有适当维数的已知常数矩阵,它们反映了出现在系统模型中的不确定性的结构,$\boldsymbol{F}(t) \in R^{i \times j}$ 是具有 Lebesgue 可测元的不确定矩阵,且满足

$$\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{F}(t) \leq \boldsymbol{I} \tag{4.44}$$

上式中的 $\boldsymbol{I}$ 表示适当维数的单位矩阵。

对范数有界时变不确定性结构(4.43)的假定并不失一般性。首先,一个标称装置和不确定性 $\boldsymbol{F}(t)$ 的线性关联(如图 4.12 所示)可以表示成式(4.40)和式(4.43)的形式;其次,有许多的系统,其不确定性可以按这种方式表示,例如,满足"匹配条件"的不确定性就可以解释成是通过输入通道进入到系统模型中的,即 $\boldsymbol{D} = \boldsymbol{B}$;最后,对一般的范数有界不确定性,我们总可以选取适当的结构矩阵,使得其具有式(4.43)的形式。事实上,如果 $\Delta\boldsymbol{A}(t) = \boldsymbol{D}_1\boldsymbol{F}_1(t)\boldsymbol{E}_1$,$\Delta\boldsymbol{B}(t) = \boldsymbol{D}_2\boldsymbol{F}_2(t)\boldsymbol{E}_2$,$\boldsymbol{F}_1^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{F}_1(t) \leq \boldsymbol{I}$,$\boldsymbol{F}_2^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{F}_2(t) \leq \boldsymbol{I}$,选取

图 4.12 不确定性的线性反馈关联

$$\boldsymbol{F}(t) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{F}_1(t) & 0 \\ 0 & \boldsymbol{F}_2(t) \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{D} = [\boldsymbol{D}_1 \quad \boldsymbol{D}_2], \quad \boldsymbol{E}_1 = \begin{bmatrix} \boldsymbol{E}_1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{E}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{E}_2 \end{bmatrix}$$

则不确定矩阵 $\Delta\boldsymbol{A}(t)$ 和 $\Delta\boldsymbol{B}(t)$ 可以表示成(4.43)的形式。

本节的目的是对由(4.40),(4.43)和(4.44)描述的不确定系统,给出二次能镇定的条件,以及相应的二次稳定化控制器设计方法。为了后续叙述方便起见,在此先引入一些重要结论。

结论 4.4 对任意满足 $\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{F}(t) \leq \boldsymbol{I}$ 的矩阵 $\boldsymbol{F}(t) \in R^{p \times q}$,

$$2\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{E}\boldsymbol{y} \leq \varepsilon \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} + \frac{1}{\varepsilon}\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}\boldsymbol{y}$$

对任意向量 $\boldsymbol{x} \in R^n$,$\boldsymbol{y} \in R^m$ 和常数 $\varepsilon > 0$ 成立,其中 $\boldsymbol{D}, \boldsymbol{E}$ 是适当维数的常数矩阵。

结论 4.5 给定任意向量 $\boldsymbol{x} \in R^p$,$\boldsymbol{y} \in R^q$

$$\max\{(\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{y})^2 : \boldsymbol{F}(t) \in R^{p \times q}, \ \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{F}(t) \leq \boldsymbol{I}\} = (\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})(\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y})$$

结论 4.6 设 $\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y}$ 和 $\boldsymbol{Z}$ 是给定的 $k \times k$ 阶实对称矩阵,满足 $\boldsymbol{X} \geq 0$,且对使得 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}\boldsymbol{x} \geq 0$ 的所有非零向量 $\boldsymbol{x} \in \boldsymbol{R}^k$

① $\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}\boldsymbol{x} < 0$

② $\delta(x) = (\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}\boldsymbol{x})^2 - 4(\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}\boldsymbol{x})(\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}\boldsymbol{x}) > 0$

则存在常数 $\lambda \geq 0$,使得

$$M(\lambda) = \lambda^2\boldsymbol{X} + \lambda\boldsymbol{Y} + \boldsymbol{Z} < 0$$

结论 4.7 设 $\boldsymbol{X}$ 是一个 $k \times k$ 阶对称矩阵,$\boldsymbol{B} \in R^{k \times m}$ 是一个使得对所有满足 $\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\eta = 0$ 的非零向量 $\eta \in R^k$,$\eta^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}\eta < 0$ 成立的常数矩阵,则存在一个常数 $\varepsilon > 0$,使得矩阵 $\boldsymbol{X} - \varepsilon\boldsymbol{B}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}} < 0$。

结论 4.8 设 $\boldsymbol{R}_1 = \boldsymbol{R}_1^{\mathrm{T}}$,$\boldsymbol{Q}_1 > 0$,$\boldsymbol{P}$ 是 Riccati 方程

$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} + \boldsymbol{P}\boldsymbol{A} + \boldsymbol{P}\boldsymbol{R}_1\boldsymbol{P} + \boldsymbol{Q}_1 = 0$$

的正定对称解,则对满足 $\boldsymbol{R}_2 \leq \boldsymbol{R}_1$,$0 < \boldsymbol{Q}_2 \leq \boldsymbol{Q}_1$ 的任意对称矩阵 $\boldsymbol{R}_2$ 和 $\boldsymbol{Q}_2$,Riccati 方程

$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S} + \boldsymbol{S}\boldsymbol{A} + \boldsymbol{S}\boldsymbol{R}_2\boldsymbol{S} + \boldsymbol{Q}_2 = 0$$

有一个使得 $\sigma(A + R_2 S) \subset C^-$ 的对称解 S，且 $S > 0$。

4.4.2 线性状态反馈控制

在这一小节中，我们将讨论具有范数有界不确定性(4.43)的不确定系统(4.40)能用线性状态反馈二次镇定的条件，以及二次稳定化状态反馈控制器的设计。

设 $r = \mathrm{rank}(E_2)$，$U \in R^{j \times r}$，$\Sigma \in R^{r \times m}$ 是使得

$$E_2 = U\Sigma, \text{ 且 } \mathrm{rank}(U) = \mathrm{rank}(\Sigma) = r \tag{4.45}$$

的任意矩阵，选取矩阵 $\Phi \in R^{(m-r) \times m}$，使得

$$\Phi\Sigma^T = 0,\quad \Phi\Phi^T = I(\text{如果 } r = m, \text{则取 } \Phi = 0) \tag{4.46}$$

定义

$$\Xi = \Sigma^T(\Sigma\Sigma^T)^{-1}(U^T U)^{-1}(\Sigma\Sigma^T)^{-1}\Sigma \tag{4.47}$$

对以上引入的矩阵，不难验证

$$E_2\Phi^T = 0 \tag{4.48}$$

$$\Xi E_2^T E_2 \Xi = \Xi \tag{4.49}$$

定理 4.1 对不确定系统(4.40)，若存在一个常数 $\varepsilon > 0$，使得代数 Riccati 方程

$$(A - B\Xi E_2^T E_1)^T P + P(A - B\Xi E_2^T E_1) + P\left(DD^T - B\Xi B^T - \frac{1}{\varepsilon}B\Phi^T\Phi B^T\right)P$$
$$+ E_1^T(I - E_2\Xi E_2^T)E_1 + \varepsilon I = 0 \tag{4.50}$$

有一个正定对称解 P，则不确定系统(4.40)可以用一个线性状态反馈控制律二次镇定，且

$$u(t) = -\left[\left(\frac{1}{2\varepsilon}\Phi^T\Phi + \Xi\right)B^T P + \Xi E_2^T E_1\right]x(t) \tag{4.51}$$

是系统(4.40)的一个二次稳定化状态反馈控制律。

反之，若不确定系统(4.40)可以用线性状态反馈二次镇定，则必定存在一个常数 $\varepsilon^* > 0$，使得对所有 $\varepsilon \in (0, \varepsilon^*)$，Riccati 方程(4.50)有一个对称解 P_0，且 $P_0 > 0$。

证明：若存在某个 $\varepsilon > 0$，使得 Riccati 方程(4.50)有一个正定对称解，我们证明式(4.51)是系统(4.40)的一个二次稳定化状态反馈控制律。事实上，由系统(4.40)和控制律(4.51)构成的闭环系统是

$$\dot{x}(t) = \left[A + DF(t)E_1 - (B + DF(t)E_2)\left(\left(\frac{1}{2\varepsilon}\Phi^T\Phi + \Xi\right)B^T P + \Xi E_2^T E_1\right)\right]x(t) \tag{4.52}$$

考虑 Lyapunov 函数 $V(x) = x^T P x$，则沿系统(4.52)的轨线，$V(x)$ 关于时间的导数是

$$\begin{aligned}
L(x, t) &= \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}V(x) \\
&= x^T[(A + DF(t)E_1)^T P + P(A + DF(t)E_1)]x \\
&\quad - 2x^T P(B + DF(t)E_2)\left[\left(\frac{1}{2\varepsilon}\Phi^T\Phi + \Xi\right)B^T P + \Xi E_2^T E_1\right]x \\
&= x^T\left[A^T P + PA - \frac{1}{\varepsilon}PB\Phi^T\Phi B^T P - 2PB\Xi B^T P - E_1^T E_2\Xi B^T P\right.
\end{aligned}$$

$$- PB\Xi E_2^{\mathrm{T}} E_1 \Big) x + 2x^{\mathrm{T}} PDF(t)[E_1 - E_2 \Xi (B^{\mathrm{T}} P + E_2^{\mathrm{T}} E_1)] x \tag{4.53}$$

在上式第二个等式的导出中,应用了等式(4.48)。

根据结论4.4,可得:

$$\begin{aligned}
&2x^{\mathrm{T}} PDF(t)[E_1 - E_2 \Xi (B^{\mathrm{T}} P + E_2^{\mathrm{T}} E_1)] x \\
&\leq x^{\mathrm{T}} PDD^{\mathrm{T}} Px + x^{\mathrm{T}}[E_1 - E_2 \Xi (B^{\mathrm{T}} P + E_2^{\mathrm{T}} E_1)]^{\mathrm{T}}[E_1 - E_2 \Xi (B^{\mathrm{T}} P + E_2^{\mathrm{T}} E_1)] x \\
&= x^{\mathrm{T}}(PDD^{\mathrm{T}} P + E_1^{\mathrm{T}} E_1 + PB\Xi B^{\mathrm{T}} P - E_1^{\mathrm{T}} E_2 \Xi E_2^{\mathrm{T}} E_1) x
\end{aligned} \tag{4.54}$$

在上式第二个等式的导出中,应用了等式(4.49),将式(4.54)代入到式(4.53)中,得到

$$L(x, t) \leq x^{\mathrm{T}} \Big(A^{\mathrm{T}} P + PA - \frac{1}{\varepsilon} PB\Phi^{\mathrm{T}} \Phi B^{\mathrm{T}} P - PB \Xi B^{\mathrm{T}} P - E_1^{\mathrm{T}} E_2 \Xi E_2^{\mathrm{T}} E_1$$

$$- PB\Xi E_2^{\mathrm{T}} E_1 - E_1^{\mathrm{T}} E_2 \Xi B^{\mathrm{T}} P + PDD^{\mathrm{T}} P + E_1^{\mathrm{T}} E_1 \Big) x$$

根据 Riccati 方程(4.50),进一步得到

$$L(x, t) \leq - \varepsilon x^{\mathrm{T}} x$$

取式(4.42)中的 $\alpha = \varepsilon > 0$,则根据定义4.4知,系统(4.52)是二次稳定的,故控制律(4.51)是系统(4.40)的一个二次稳定化状态反馈控制律。

反之,若系统(4.40)可以用线性状态反馈二次镇定,则从定义知,存在一个正定对称矩阵 $S \in R^{n \times n}$ 和一个常数矩阵 $K \in R^{m \times n}$,使得对所有满足 $F^{\mathrm{T}}(t) F(t) \leq I$ 的不确定矩阵 $F(t)$,

$$x^{\mathrm{T}}\{[A - BK + DF(t)(E_1 - E_2 K)]^{\mathrm{T}} S + S[A - BK + DF(t)(E_1 - E_2 K)]\} x < 0 \tag{4.55}$$

对所有 $(x, t) \in R^n \times R$, $x \neq 0$ 成立。定义

$$\Pi = (A - BK)^{\mathrm{T}} S + S(A - BK) \tag{4.56}$$

则对所有允许的不确定性 $F(t)$,和 $(x, t) \in R^n \times R$, $x \neq 0$,

$$x^{\mathrm{T}} \Pi x < - 2x^{\mathrm{T}} SDF(t)(E_1 - E_2 K) x \tag{4.57}$$

进而有

$$x^{\mathrm{T}} \Pi x < - 2\max\{x^{\mathrm{T}} SDF(t)(E_1 - E_2 K) x : F^{\mathrm{T}}(t) F(t) \leq I\} \leq 0$$

因此

$$(x^{\mathrm{T}} \Pi x)^2 > 4\max\{[x^{\mathrm{T}} SDF(t)(E_1 - E_2 K) x]^2 : F^{\mathrm{T}}(t) F(t) \leq I\}$$

根据结论4.5,

$$(x^{\mathrm{T}} \Pi x)^2 > 4(x^{\mathrm{T}} SDD^{\mathrm{T}} Sx)(x^{\mathrm{T}}(E_1 - E_2 K)^{\mathrm{T}}(E_1 - E_2 K) x)$$

容易验证,$X = SDD^{\mathrm{T}} S$, $Y = \Pi$, $Z = (E_1 - E_2 K)^{\mathrm{T}}(E_1 - E_2 K)$ 满足结论4.6的条件,因此,根据结论4.6,存在一个常数 $\lambda > 0$,使得

$$\lambda^2 SDD^{\mathrm{T}} S + \lambda \Pi + (E_1 - E_2 K)^{\mathrm{T}}(E_1 - E_2 K) < 0$$

定义 $P = \lambda S$,则以上不等式可以进一步写成

$$\begin{aligned}
&(A - BK)^{\mathrm{T}} P + P(A - BK) + PDD^{\mathrm{T}} P + (E_1 - E_2 K)^{\mathrm{T}}(E_1 - E_2 K) \\
&= A^{\mathrm{T}} P + PA + PDD^{\mathrm{T}} P + E_1^{\mathrm{T}} E_1 + K^{\mathrm{T}}(E_2^{\mathrm{T}} E_2) K
\end{aligned}$$

$$-K^{T}(E_2^{T}E_1+B^{T}P)-(E_2^{T}E_1+B^{T}P)^{T}K<0 \tag{4.58}$$

以下的目的是配一个关于 K 的平方项,从而可以得到一个不含 K 的矩阵不等式。另一方面,由于 E_2 未必满秩,即 $E_2^{T}E_2$ 未必可逆,故须将 E_2 作适当的分解,即利用分解式(4.45)。

定义 $T=[\Sigma^{T}\quad \Phi^{T}]\in R^{m\times m}$(如果 $E_2=0$,则 $T=\Phi$),则 T 是非奇异的,故 T^{-1}存在,且

$$E_2T=U\Sigma[\Sigma^{T}\quad\Phi^{T}]=[U\Sigma\Sigma^{T}\quad 0]=[E_2\Sigma^{T}\quad 0]$$

定义 $L=\begin{bmatrix}L_1\\L_2\end{bmatrix}=T^{-1}K$,则

$$\begin{aligned}&K^{T}(E_2^{T}E_2)K-K^{T}(E_2^{T}E_1+B^{T}P)-(E_2^{T}E_1+B^{T}P)^{T}K\\&=L^{T}(E_2T)^{T}(E_2T)L-L^{T}T^{T}(E_2^{T}E_1+B^{T}P)-(E_2^{T}E_1+B^{T}P)^{T}TL\\&=L_1^{T}\Sigma E_2^{T}E_2\Sigma^{T}L_1-L_1^{T}\Sigma(E_2^{T}E_1+B^{T}P)-(E_1^{T}E_2+PB)\Sigma^{T}L_1\\&\quad-L_2^{T}\Phi B^{T}P-PB\Phi^{T}L_2\\&=W^{T}W-(E_1^{T}E_2+PB)\Xi(E_2^{T}E_1+B^{T}P)-L_2^{T}\Phi B^{T}P-PB\Phi^{T}L_2\end{aligned}$$

其中

$$W=-U\Sigma\Sigma^{T}L_1+U(U^{T}U)^{-1}(\Sigma\Sigma^{T})^{-1}\Sigma(E_2^{T}E_1+B^{T}P)$$

因此,由式(4.48)得到

$$\begin{aligned}A^{T}P+PA+PDD^{T}P+E_1^{T}E_1+W^{T}W-(E_1^{T}E_2+PB)\Xi(E_2^{T}E_1+B^{T}P)\\-L_2^{T}\Phi B^{T}P-PB\Phi^{T}L_2<0\end{aligned}$$

对任意满足 $\Phi B^{T}Px=0$ 的向量 $x\neq 0$,从上式得到

$$x^{T}[A^{T}P+PA+PDD^{T}P+E_1^{T}E_1-(E_1^{T}E_2+PB)\Xi(E_2^{T}E_1+B^{T}P)]x<0$$

记

$$X=A^{T}P+PA+PDD^{T}P+E_1^{T}E_1-(E_1^{T}E_2+PB)\Xi(E_2^{T}E_1+B^{T}P)$$
$$G=\Phi B^{T}P$$

则根据结论 4.7 知,存在一个常数 $\varepsilon>0$,使得

$$A^{T}P+PA+PDD^{T}P+E_1^{T}E_1-(E_1^{T}E_2+PB)\Xi(E_2^{T}E_1+B^{T}P)-\frac{1}{\varepsilon}PB\Phi^{T}\Phi B^{T}P<0$$

以上不等式可以进一步写成

$$\begin{aligned}(A-B\Xi E_2^{T}E_1)^{T}P+P(A-B\Xi E_2^{T}E_1)+P\left(DD^{T}-B\Xi B^{T}-\frac{1}{\varepsilon}B\Phi^{T}\Phi B^{T}\right)P\\+E_1^{T}(I-E_2\Xi E_2^{T})E_1<0\end{aligned} \tag{4.59}$$

通过以下式子定义一个矩阵 Q,

$$\begin{aligned}-\varepsilon Q=&(A-B\Xi E_2^{T}E_1)^{T}P+P(A-B\Xi E_2^{T}E_1)\\&+P\left(DD^{T}-B\Xi B^{T}-\frac{1}{\varepsilon}B\Phi^{T}\Phi B^{T}\right)P+E_1^{T}(I-E_2\Xi E_2^{T})E_1\end{aligned}$$

则从(4.59)式易得 $Q>0$,且

$$(A-B\Xi E_2^{\mathrm T}E_1)^{\mathrm T}P+P(A-B\Xi E_2^{\mathrm T}E_1)+P\left(DD^{\mathrm T}-B\Xi B^{\mathrm T}-\frac{1}{\varepsilon}B\Phi^{\mathrm T}\Phi B^{\mathrm T}\right)P$$
$$+E_1^{\mathrm T}(I-E_2\Xi E_2^{\mathrm T})E_1+\varepsilon Q=0$$

对以上确定的矩阵 $Q>0$ 和常数 $\varepsilon>0$,存在一个常数 $\varepsilon^*>0$, $\varepsilon>\varepsilon^*>0$,使得对所有的常数 $\varepsilon\in(0,\varepsilon^*]$,

$$\varepsilon I<\varepsilon Q$$

另一方面,

$$I-E_2\Xi E_2^{\mathrm T}=I-U(U^{\mathrm T}U)^{-1}U^{\mathrm T}\geq 0$$

因此,对所有的常数 $\varepsilon\in(0,\varepsilon^*]$,

$$DD^{\mathrm T}-B\Xi B^{\mathrm T}-\frac{1}{\varepsilon}B\Phi^{\mathrm T}\Phi B^{\mathrm T}<DD^{\mathrm T}-B\Xi B^{\mathrm T}-\frac{1}{\varepsilon}B\Phi^{\mathrm T}\Phi B^{\mathrm T}$$

$$0<E_1^{\mathrm T}(I-E_2\Xi E_2^{\mathrm T})E_1+\varepsilon I<E_1^{\mathrm T}(I-E_2\Xi E_2^{\mathrm T})E_1+\varepsilon Q$$

从而根据结论 4.8,对所有的常数 $\varepsilon\in(0,\varepsilon^*]$,Riccati 方程

$$(A-B\Xi E_2^{\mathrm T}E_1)^{\mathrm T}P+P(A-B\Xi E_2^{\mathrm T}E_1)+P\left(DD^{\mathrm T}-B\Xi B^{\mathrm T}-\frac{1}{\varepsilon}B\Phi^{\mathrm T}\Phi B^{\mathrm T}\right)P$$
$$+E_1^{\mathrm T}(I-E_2\Xi E_2^{\mathrm T})E_1+\varepsilon I=0$$

有一个(唯一的)对称解 P_0,使得矩阵

$$A-B\Xi E_2^{\mathrm T}E_1+\left(DD^{\mathrm T}-B\Xi B^{\mathrm T}-\frac{1}{\varepsilon}B\Phi^{\mathrm T}\Phi B^{\mathrm T}\right)P_0$$

是渐近稳定的,且 $P_0>0$,定理 4.1 证毕。

根据以上定理,可以得到不确定系统二次稳定化状态反馈控制律的设计算法:

算法 4.1

第 1 步:确定一个 ε 的初始值,例如 $\varepsilon=1$。

第 2 步:求解 Riccati 方程(4.50),并确定该方程是否有一个正定对称解矩阵,若这样的一个解存在,则本算法成功。进而根据(4.51)式,得到不确定系统的稳定化控制律。否则进行第 3 步。

第 3 步:取 $\varepsilon=\varepsilon/2$。若 ε 小于某个事先给定的计算精度 ε_0,则停止计算,系统不能二次镇定。否则转到第 2 步,重复以上的计算。

有许多标准的算法可用来求解 Riccati 方程(4.50)。例如,利用 Hamilton 矩阵的特征向量方法等。

推论 4.1 在定理 4.1 中,如果 $\Xi=E_2^{\mathrm T}E_2$ 非奇异,则 Riccati 方程(4.50)变成为

$$(A-B\Xi^{-1}E_2^{\mathrm T}E_1)^{\mathrm T}P+P(A-B\Xi^{-1}E_2^{\mathrm T}E_1)+P(DD^{\mathrm T}-B\Xi^{-1}B^{\mathrm T})P$$
$$+E_1^{\mathrm T}(I-E_2\Xi^{-1}E_2^{\mathrm T})E_1+\varepsilon I=0 \tag{4.60}$$

相应的控制律是

$$u(t)=-\Xi^{-1}(B^{\mathrm T}P+E_2^{\mathrm T}E_1)x(t)$$

推论 4.2 存在一个常数矩阵 $K\in R^{m\times n}$和一个对称正定矩阵 P,使得矩阵不等式

$$(A-BK)^{\mathrm T}P+P(A-BK)+PDD^{\mathrm T}P+(E_1-E_2K)^{\mathrm T}(E_1-E_2K)<0 \tag{4.61}$$

成立,当且仅当存在一个常数 $\varepsilon > 0$,使得 Riccati 方程(4.50)有一个对称正定解 $\boldsymbol{P}$,如果这样一个解存在,则解矩阵 $\boldsymbol{P}$ 和矩阵

$$\boldsymbol{K} = \frac{1}{2\varepsilon}\Phi^{\mathrm{T}}\Phi + \Xi \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} + \Xi\boldsymbol{E}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_1 \tag{4.62}$$

满足矩阵不等式(4.61)。

可以应用算法 4.1 确定是否存在常数矩阵 $\boldsymbol{K}\in R^{m\times n}$,使得矩阵不等式(4.61)有一个对称正定解 $\boldsymbol{P}$。进而,若这样的一个矩阵 $\boldsymbol{K}$ 存在,则可以得到该矩阵的具体构造。

根据有界实引理,矩阵不等式(4.61)等价于矩阵 $\boldsymbol{A}-\boldsymbol{BK}$ 是稳定的,且

$$\|(\boldsymbol{E}_1-\boldsymbol{E}_2\boldsymbol{K})(s\boldsymbol{I}-\boldsymbol{A}+\boldsymbol{BK})^{-1}\boldsymbol{D}\|_\infty < 1 \tag{4.63}$$

而这相当于 $\boldsymbol{u}=-\boldsymbol{Kx}$ 是线性时不变系统

$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{Ax} + \boldsymbol{Bu} + \boldsymbol{Dw}$$
$$\boldsymbol{z} = \boldsymbol{E}_1\boldsymbol{x} + \boldsymbol{E}_2\boldsymbol{u}$$

的一个 H_∞ 状态反馈控制律,其中从 $\boldsymbol{w}$ 到 $\boldsymbol{z}$ 的闭环传递函数的 H_∞ 范数小于 1。

因此,具有范数有界不确定系统的二次镇定问题实质上等价于某一个不含任何不确定参数的线性时不变系统的 H_∞ 控制问题。

4.4.3 匹配不确定系统的鲁棒镇定

本小节研究一类特殊不确定系统的鲁棒二次镇定问题。考虑不确定系统(4.40),如果存在连续矩阵函数 $\boldsymbol{D}(\cdot)$和 $\boldsymbol{E}(\cdot)$,使得对所有 $q\in\Omega$,

$$\begin{aligned}\Delta\boldsymbol{A}(q) &= \boldsymbol{BD}(q)\\ \Delta\boldsymbol{B}(q) &= \boldsymbol{BE}(q)\end{aligned} \tag{4.64a}$$

且

$$2\boldsymbol{I} + \boldsymbol{E}(q) + \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(q) > 0 \tag{4.64b}$$

则系统的不确定性称为满足“匹配条件”,相应的不确定系统(4.40)称为匹配不确定系统。

对一般的具有范数有界不确定性的系统,定理 4.1 提供了能否二次镇定的一个判别条件,在二次能镇定的情况下,给出了二次稳定化状态反馈控制律的具体构造。然而,这个方法需要对其中的参数 ε 进行搜索。即使对满足“匹配条件”的这一类特殊不确定系统,这个一维搜索过程也往往不能避免。

本节针对满足条件(4.64)的匹配不确定系统,介绍一种二次稳定化控制器的简便设计方法。

根据连续函数的性质,从式(4.64b)和 Ω 的紧性,可知存在一个常数 $\delta > 0$,使得对所得的 $q\in\Omega$,

$$2\boldsymbol{I} + \boldsymbol{E}(q) + \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(q) \geq \delta\boldsymbol{I} \tag{4.65}$$

定理 4.2 对满足匹配条件(4.64)的不确定系统(4.40),若$(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$能控,则该系统可以用一个线性状态反馈二次镇定,且

$$\boldsymbol{u}(t) = -\boldsymbol{Kx}(t),\quad \boldsymbol{K} = \gamma\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} \tag{4.66}$$

是系统的一个二次稳定化状态反馈控制律。其中,γ 是一个满足 $\gamma > 1/\delta$ 的任意常数,$\boldsymbol{P}$ 是 Riccati 方程

$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{PA}-\boldsymbol{PBR}^{-1}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{Q}=0 \tag{4.67}$$

的对称正定解矩阵，Riccati 方程中的加权矩阵被选成是

$$\boldsymbol{R}=\frac{1}{\gamma\delta-1}\boldsymbol{I} \tag{4.68}$$

$$\boldsymbol{Q}\geq \boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}(q)\boldsymbol{D}(q)+\varepsilon\boldsymbol{I},\quad \forall q\in\Omega \tag{4.69}$$

ε 是任意正常数。

证明：匹配不确定系统(4.40)在应用控制律(4.66)后得到的闭环系统是

$$\boldsymbol{x}(t)=[\boldsymbol{A}+\boldsymbol{BD}(q)-\gamma\boldsymbol{BB}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}-\gamma\boldsymbol{BE}(q)\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}]\boldsymbol{x}(t) \tag{4.70}$$

考虑 Lyapunov 函数

$$V(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Px}$$

其中的矩阵 $\boldsymbol{P}$ 是 Riccati 方程(4.67)的解。则 $V(\boldsymbol{x})$ 是正定的，沿闭环系统(4.70)的轨线，$V(\boldsymbol{x})$ 关于时间的导数是

$$\begin{aligned}L(\boldsymbol{x},t)=\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}V(\boldsymbol{x})&=\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}[\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{PA}]\boldsymbol{x}+2\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PBD}(q)\boldsymbol{x}\\&\quad-\gamma\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}[2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{E}(q)+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(q)]\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Px}\end{aligned} \tag{4.71}$$

根据结论 4.4，

$$2\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PBD}(q)\boldsymbol{x}\leq \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PBB}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Px}+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}(q)\boldsymbol{D}(q)\boldsymbol{x}$$

将以上不等式代入到式(4.71)，且利用式(4.65)，得到

$$L(\boldsymbol{x},t)\leq \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}[\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{PA}-\boldsymbol{PB}(\gamma\delta-1)\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}(q)\boldsymbol{D}(q)]\boldsymbol{x}$$

根据 Riccati 方程(4.67)和其中的加权矩阵的选取，可进一步得到，

$$L(\boldsymbol{x},t)\leq-\varepsilon\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}<0$$

对所有 $q\in\Omega$ 成立。因此，对任意不确定参数 $q\in\Omega$，闭环系统(4.70)是稳定的，即控制律(4.66)是匹配系统(4.40)的一个稳定化鲁棒控制律，定理 4.2 证毕。

定理 4.2 不仅证明了匹配系统总可以用一个线性状态反馈二次镇定，而且，给出了二次稳定化状态反馈控制律的设计方法。显然，这个方法不需要任何的参数搜索，因此，计算将更加简单。

为求解 Riccati 方程(4.67)，首先要确定满足(4.69)式的加权矩阵 $\boldsymbol{Q}$，以下给出确定矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 的几种方法。

(1) 选取

$$\boldsymbol{Q}=(\boldsymbol{D}^2+\varepsilon)\boldsymbol{I}$$

其中 $\boldsymbol{D}=\max\{\|\boldsymbol{D}(q)\|: q\in\Omega\}$，其中 ε 是任意正实数。

(2) 若

$$\boldsymbol{D}(q)=\sum_{i=1}^{k}q_i\boldsymbol{D}_i,\quad |q_i|\leq\bar{q}_i,\quad i=1,\cdots,k$$

则

$$\begin{aligned}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}(q)\boldsymbol{D}(q)&=\sum_{i=1}^{k}q_i\boldsymbol{D}_i^{\mathrm{T}}\sum_{j=1}^{k}q_j\boldsymbol{D}_j\\&=\sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{k}q_iq_j\boldsymbol{D}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_j\end{aligned}$$

由于$(q_i\boldsymbol{D}_i)^{\mathrm{T}}(q_j\boldsymbol{D}_j)\le\bar{q}_i^2\boldsymbol{D}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_i+\bar{q}_j^2\boldsymbol{D}_j^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_j$,故

$$\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}(q)\boldsymbol{D}(q)\le\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{k}(\bar{q}_i^2\boldsymbol{D}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_i+\bar{q}_j^2\boldsymbol{D}_j^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_j)$$

$$=\sum_{i=1}^{k}k\bar{q}_i^2\boldsymbol{D}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_i$$

因此,我们可取

$$\boldsymbol{Q}=\sum_{i=1}^{k}k\bar{q}_i^2\boldsymbol{D}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_i+\varepsilon\boldsymbol{I}$$

其中 ε 是任意正实数。

以上的第一种方法可以处理无结构参数不确定性,而第二种方法可以处理结构参数不确定性。

例 4.1 考虑一个磁性悬浮车辆的例子。其名义系统矩阵是

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}0&1&0\\0&0&1\\57000&1938&-16\end{bmatrix},\quad\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}0\\0\\-14.25\end{bmatrix}$$

这个系统满足匹配条件(4.64),其中

$$\boldsymbol{D}(q)=[-800\quad 22.8\quad 0.22456]\,q(t),\quad E(s)=0.2s(t)$$

其中不确定参数 $q(t)$ 和 $s(t)$ 满足

$$|q(t)|\le 1\quad 和\quad |s(t)|\le 1,\ \forall t\ge 0$$

根据式(4.65),取 $\delta=1.6$。为确定满足式(4.69)的矩阵 $\boldsymbol{Q}$,应用求矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 的方法 2,得到

$$\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}(q)\boldsymbol{D}(q)\le\begin{bmatrix}6.4\times10^5&-18240&-179.65\\-18240&519.84&5.12\\-179.65&5.12&0.0504\end{bmatrix}=\boldsymbol{Q}_0$$

故可取 $\boldsymbol{Q}=\boldsymbol{Q}_0+\varepsilon\boldsymbol{I}$,其中 ε 是一个任意的正常数。

选取 $\gamma=7.2$,则从定理 4.2 得到系统的一个稳定化控制律是

$$\boldsymbol{u}(t)=[6000.8\quad 332.4\quad 5.4]\,\boldsymbol{x}(t)$$

一般的,我们可以把 γ 作为一个设计参数,通过改变参数 γ 的选取,以获得满意的稳定化控制律。例如,具有较小增益参数的稳定化控制律等。

4.4.4 不确定时滞系统的鲁棒二次镇定

在众多的工业过程中,时滞现象是大量存在的。因此,对不确定时滞系统鲁棒二次镇定问题的研究不仅具有理论意义,而且也是控制工程实践的需要。在这一小节,我们研究一类不确定时滞系统的鲁棒镇定问题,所考虑的系统同时具有状态和控制时滞,并且滞后时间可以是时变的,同时,系统模型中具有时变的参数不确定性。对这样的一类系统,我们将提出系统二次稳定的概念,以及不确定时滞系统用无记忆线性状态反馈二次能镇定的条件和无记忆稳定化线性状态反馈控制器的设计。

考虑由以下状态空间模型描述的不确定时滞系统:

$$\dot{\boldsymbol{x}}(t)=[\boldsymbol{A}_0+\Delta\boldsymbol{A}_0(t)]\boldsymbol{x}(t)+[\boldsymbol{A}_1+\Delta\boldsymbol{A}_1(t)]\boldsymbol{x}(t-d(t))$$
$$+[\boldsymbol{B}_0+\Delta\boldsymbol{B}_0(t)]\boldsymbol{u}(t)+[\boldsymbol{B}_1+\Delta\boldsymbol{B}_1(t)]\boldsymbol{u}(t-h(t)) \tag{4.72}$$
$$\boldsymbol{x}(t)=\phi(t),\quad t\in[-\max(d^*,h^*),0]$$

其中 $\boldsymbol{x}(t)\in R^n$ 是系统的状态向量,$\boldsymbol{u}(t)\in R^m$ 是控制输入向量,$\boldsymbol{A}_0$,$\boldsymbol{A}_1$,$\boldsymbol{B}_0$ 和 $\boldsymbol{B}_1$ 是已知的具有适当维数的定常实矩阵,$\Delta\boldsymbol{A}_0(\cdot)$,$\Delta\boldsymbol{A}_1(\cdot)$,$\Delta\boldsymbol{B}_0(\cdot)$和 $\Delta\boldsymbol{B}_1(\cdot)$是不确定矩阵,它们反映了在系统模型中的时变参数不确定性,$d(t)$和 $h(t)$是任意有界函数,且满足

$$\begin{aligned}&0\le d(t)\le d^*<\infty,\quad \dot{d}(t)\le\rho_d<1\\&0\le h(t)\le h^*<\infty,\quad \dot{h}(t)\le\rho_h<1\end{aligned} \tag{4.73}$$

$\phi(t)\in C^n[-\max(d^*,h^*),0]$是实向量值连续初始函数。

所考虑的参数不确定性假定是范数有界的,且具有以下的形式:

$$\begin{aligned}&[\Delta\boldsymbol{A}_0(t)\quad\Delta\boldsymbol{B}_0(t)]=\boldsymbol{HF}(t)[\boldsymbol{E}_1\quad\boldsymbol{E}_2]\\&\Delta\boldsymbol{A}_1(t)=\boldsymbol{H}_1\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{D}_1,\ \Delta\boldsymbol{B}_1(t)=\boldsymbol{H}_2\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{D}_2\end{aligned} \tag{4.74}$$

其中 $\boldsymbol{H}$,$\boldsymbol{H}_1$,$\boldsymbol{H}_2$,$\boldsymbol{E}_1$,$\boldsymbol{E}_2$,$\boldsymbol{D}_1$ 和 $\boldsymbol{D}_2$ 是已知的具有适当维数的实常数矩阵,它们反映了系统不确定性的结构,$\boldsymbol{F}(t)\in R^{i\times j}$是具有 Lebesgue 可测元的不确定矩阵,且满足

$$\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{F}(t)\le\boldsymbol{I} \tag{4.75}$$

进而,假定矩阵 $\boldsymbol{A}_1$ 和 $\boldsymbol{B}_1$ 可以分解成

$$\boldsymbol{A}_1=\boldsymbol{A}_{11}\boldsymbol{A}_{12},\quad \boldsymbol{B}_1=\boldsymbol{B}_{11}\boldsymbol{B}_{12}$$

其中 $\boldsymbol{A}_{11}\in R^{n\times r_a}$,$\boldsymbol{A}_{12}\in R^{r_a\times n}$,$\boldsymbol{B}_{11}\in R^{n\times r_b}$,$\boldsymbol{B}_{12}\in R^{r_b\times m}$,$r_a=\mathrm{rank}(\boldsymbol{A}_1)$,$r_b=\mathrm{rank}(\boldsymbol{B}_1)$。注意到这样的分解总是可能的,然而却是不唯一的,例如,

$$\boldsymbol{A}_1=\boldsymbol{A}_{11}\boldsymbol{A}_{12}=(\boldsymbol{A}_{11}\boldsymbol{C})(\boldsymbol{C}^{-1}\boldsymbol{A}_{12})$$

其中 $\boldsymbol{C}\in R^{r_a\times r_b}$是任意非奇异矩阵。

本小节的目的是要设计一个无记忆的线性状态反馈控制律

$$\boldsymbol{u}(t)=-\boldsymbol{Kx}(t) \tag{4.76}$$

其中 $\boldsymbol{K}\in R^{m\times n}$是一个常数矩阵,使得对所有允许的不确定性,导出的闭环系统

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{x}}(t)=&[\boldsymbol{A}_0-\boldsymbol{B}_0\boldsymbol{K}+\boldsymbol{HF}(t)(\boldsymbol{E}_1-\boldsymbol{E}_2\boldsymbol{K})]\boldsymbol{x}(t)\\&+[\boldsymbol{A}_1+\boldsymbol{H}_1\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{D}_1]\boldsymbol{x}(t-d(t))-[\boldsymbol{B}_1+\boldsymbol{H}_2\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{D}_2]\boldsymbol{Kx}(t-h(t))\end{aligned} \tag{4.77}$$

是二次稳定的。为此,我们首先给出不确定时滞系统二次稳定性的概念。

定义 4.6 如果存在一个对称正定矩阵 $\boldsymbol{P}\in R^{n\times n}$,对称半正定矩阵 $\boldsymbol{R}$,$\boldsymbol{W}\in R^{n\times n}$和一个常数 $\alpha>0$,使得 Lyapunov 函数

$$V(\boldsymbol{x}_t)=\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{Px}(t)+\int_{t-d(t)}^{t}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(\tau)\boldsymbol{Rx}(\tau)\mathrm{d}\tau+\int_{t-h(t)}^{t}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(\tau)\boldsymbol{Wx}(\tau)\mathrm{d}\tau \tag{4.78}$$

沿闭环系统(4.77)的任意轨线关于时间的导数

$$\begin{aligned}L(\boldsymbol{x}_t,t)\doteq&\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(t)[\boldsymbol{P}(\boldsymbol{A}_0-\boldsymbol{B}_0\boldsymbol{K})+(\boldsymbol{A}_0-\boldsymbol{B}_0\boldsymbol{K})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{R}+\boldsymbol{W}]\boldsymbol{x}(t)\\&+2\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{PHF}(t)(\boldsymbol{E}_1-\boldsymbol{E}_2\boldsymbol{K})\boldsymbol{x}(t)+2\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{P}[\boldsymbol{A}_1+\boldsymbol{H}_1\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{D}_1]\boldsymbol{x}(t-d(t))\\&-2\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{P}[\boldsymbol{B}_1+\boldsymbol{H}_2\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{D}_2]\boldsymbol{Kx}(t-h(t))-\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(t-d(t))\boldsymbol{Rx}(t-d(t))\end{aligned}(1$$

$- d(t))$

$$- \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(t - h(t))\boldsymbol{W}\boldsymbol{x}(t - h(t))(1 - \dot{h}(t))$$
$$\leq - \alpha\| \boldsymbol{x}(t)\|^{2} \tag{4.79}$$

对所有允许的不确定性成立,则不确定时滞系统(4.77)称为是二次稳定的。对不确定时滞系统(4.72),若存在控制律(4.76),使得导出的闭环系统是二次稳定的,则不确定时滞系统(4.72)称为是二次能镇定的,此时,控制律(4.76)称为是系统(4.72)的一个无记忆二次稳定化状态反馈控制律。

根据时滞系统的稳定性理论,如果一个时滞系统是二次稳定的,那么,该系统的平衡状态是大范围一致渐近稳定的。

以下的结论给出了不确定时滞系统二次能镇定的一个充分条件。

结论 4.9 **对不确定时滞系统(4.72),如果存在一个常数矩阵** $\boldsymbol{K}\in R^{m\times n}$,**使得矩阵不等式**

$$\begin{aligned}\boldsymbol{S} := {} & \boldsymbol{P}\boldsymbol{A}_c + \boldsymbol{A}_c^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} + \boldsymbol{P}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{H}_1\boldsymbol{H}_1^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{H}_2\boldsymbol{H}_2^{\mathrm{T}} \\ & + \boldsymbol{A}_{11}\boldsymbol{A}_{11}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{B}_{11}\boldsymbol{B}_{11}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{P} + (\boldsymbol{E}_1 - \boldsymbol{E}_2\boldsymbol{K})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{E}_1 - \boldsymbol{E}_2\boldsymbol{K}) \\ & + \frac{1}{1-\rho_d}(\boldsymbol{A}_{12}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_{12} + \boldsymbol{D}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_1) + \frac{1}{1-\rho_h}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{B}_{12}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}_{12} + \boldsymbol{D}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_2)K < 0\end{aligned} \tag{4.80}$$

有一个对称正定解,则不确定时滞系统(4.72)是二次能镇定的,且矩阵 $\boldsymbol{K}$ **就是系统(4.72)的一个二次稳定化状态反馈增益矩阵。其中** $\boldsymbol{A}_c = \boldsymbol{A}_0 - \boldsymbol{B}_0\boldsymbol{K}$。

进而引入定义

$$\boldsymbol{D} = [\boldsymbol{H} \quad \boldsymbol{H}_1 \quad \boldsymbol{H}_2 \quad \boldsymbol{A}_{11} \quad \boldsymbol{B}_{11}]$$
$$\begin{aligned}\boldsymbol{E}_1 &= \begin{bmatrix}\boldsymbol{E}_1^{\mathrm{T}} & \frac{1}{\sqrt{1-\rho_d}}\boldsymbol{A}_1^{\mathrm{T}} & \frac{1}{\sqrt{1-\rho_d}}\boldsymbol{D}_1^{\mathrm{T}} & 0 & 0\end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{E}_2 &= \begin{bmatrix}\boldsymbol{E}_2^{\mathrm{T}} & 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{1-\rho_h}}\boldsymbol{B}_{12}^{\mathrm{T}} & \frac{1}{\sqrt{1-\rho_h}}\boldsymbol{D}_2^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\end{aligned} \tag{4.81}$$

则矩阵不等式(4.80)可以重新写成

$$\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}_c + \boldsymbol{A}_c^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} + \boldsymbol{P}\boldsymbol{D}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} + (\boldsymbol{E}_1 - \boldsymbol{E}_2\boldsymbol{K})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{E}_1 - \boldsymbol{E}_2\boldsymbol{K}) < 0 \tag{4.82}$$

设 $r = \mathrm{rank}(\boldsymbol{E}_2)$, $\boldsymbol{U}\in R^{(3j + r_a + r_b)\times r}$, $\boldsymbol{V}\in R^{r\times m}$**是满足**

$$\boldsymbol{E}_2 = \boldsymbol{U}\boldsymbol{V} \text{ 和 } \mathrm{rank}(\boldsymbol{U}) = \mathrm{rank}(\boldsymbol{V}) = r \tag{4.83}$$

的任意矩阵。矩阵 $\Phi\in R^{(m-r)\times m}$**满足**

$$\Phi\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}} = 0,\quad \Phi\Phi^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{I}(\Phi = 0, \text{如果 } r = m) \tag{4.84}$$

定义

$$\Xi = \boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{V}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}})^{-1}(\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{U})^{-1}(\boldsymbol{V}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}})^{-1}\boldsymbol{V} \tag{4.85}$$

则根据推论 4.2,**不难得到**

结论 4.10 **如果存在一个常数** $\varepsilon > 0$,**使得** Riccati **方程**

$$\begin{aligned}&(\boldsymbol{A}_0 - \boldsymbol{B}_0\Xi\boldsymbol{E}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_1)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} + \boldsymbol{P}(\boldsymbol{A}_0 - \boldsymbol{B}_0\Xi\boldsymbol{E}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_1) \\ &+ \boldsymbol{P}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{H}_1\boldsymbol{H}_1^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{H}_2\boldsymbol{H}_2^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{A}_{11}\boldsymbol{A}_{11}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{B}_{11}\boldsymbol{B}_{11}^{\mathrm{T}} \\ &- \boldsymbol{B}_0\Xi\boldsymbol{B}_0^{\mathrm{T}} - \frac{1}{\varepsilon}\boldsymbol{B}_0^{\mathrm{T}}\Phi B\Phi_0^{\mathrm{T}})\boldsymbol{P} + \boldsymbol{E}_1^{\mathrm{T}}(I - \boldsymbol{E}_2\Xi\boldsymbol{E}_2^{\mathrm{T}})\boldsymbol{E}_1\end{aligned}$$

$$+\frac{1}{1-\rho_d}(\boldsymbol{A}_{12}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_{12}+\boldsymbol{D}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_1)+\varepsilon\boldsymbol{I}=0 \tag{4.86}$$

有一个对称正定解 $\boldsymbol{P}$,则不确定时滞系统(4.72)可以用一个无记忆线性状态反馈二次镇定,且

$$\boldsymbol{u}(t)=-\boldsymbol{K}\boldsymbol{x}(t) \tag{4.87}$$

其中

$$\boldsymbol{K}=\frac{1}{2\varepsilon}\Phi^{\mathrm{T}}\Phi+\Xi\ \boldsymbol{B}_0^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\Xi\boldsymbol{E}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_1 \tag{4.88}$$

是系统(4.72)的一个无记忆二次稳定化状态反馈控制律。反之,如果结论 4.9 中的不确定时滞系统二次能镇定的充分条件成立,即存在一个常数矩阵 $\boldsymbol{K}\in R^{m\times n}$ 使得矩阵不等式(4.80)成立,则存在一个常数 $\varepsilon^*>0$,使得对所有 $\varepsilon\in(0,\varepsilon^*]$,Riccati 矩阵方程(4.86)有一个对称正定解。

类似 4.4.2 小节中的算法 4.1,可以得到不确定时滞系统(4.72)的无记忆二次稳定化线性状态反馈控制律的设计方法。

例 4.2 **考虑由(4.72)(4.73)描述的不确定时滞系统,其中**

$$\boldsymbol{A}_0=\begin{bmatrix}0&1\\1&-2\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{B}_0=\begin{bmatrix}0\\1\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{A}_1=\begin{bmatrix}0&0\\0.1&0.1\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{B}_1=\begin{bmatrix}0.1\\0\end{bmatrix}$$

$$\Delta\boldsymbol{A}_0(t)=\begin{bmatrix}r(t)&r(t)\\0&0\end{bmatrix},\quad \Delta\boldsymbol{B}_0(t)=\begin{bmatrix}0\\s(t)\end{bmatrix}$$

$$\Delta\boldsymbol{A}_1(t)=\begin{bmatrix}v(t)&v(t)\\0&0\end{bmatrix},\quad \Delta\boldsymbol{B}_1(t)=\begin{bmatrix}0\\z(t)\end{bmatrix}$$

$|r(t)|,|s(t)|,|v(t)|,|z(t)|\leq 0.1$, $h(t)=d(t)$, $d(t)<0.1$。**定义**

$$\boldsymbol{A}_{11}=\begin{bmatrix}0\\0.1\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{A}_{12}=\begin{bmatrix}0.1&0.1\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{B}_{11}=\begin{bmatrix}0.1\\0\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{B}_{12}=0.1$$

$$\boldsymbol{H}=0.1\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&1&0&0\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{H}_1=\boldsymbol{H}_2=0.1\begin{bmatrix}0&0&1&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{E}_1=0.1\begin{bmatrix}1&1\\0&0\\0&0\\0&0\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{E}_2=0.1\begin{bmatrix}0\\1\\0\\0\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{D}_1=0.1\begin{bmatrix}0&0\\0&0\\1&1\\0&0\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{D}_2=0.1\begin{bmatrix}0\\0\\0\\1\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{F}=10\times\mathrm{diag}\{r(t),s(t),v(t),z(t)\}$$

则 $\boldsymbol{F}(t)$满足条件(4.75)。取 $\varepsilon=0.01$,则代数 Riccati 方程(4.86)有一个对称正定解

$$\boldsymbol{P}=\begin{bmatrix}16.1102&6.5877\\6.5877&2.7192\end{bmatrix}$$

因此,根据结论 4.10,由式(4.87)(4.88)确定的控制律

$$\boldsymbol{u}(t)=-[2.1227\quad 0.8762]\boldsymbol{x}(t) \tag{4.89}$$

是所考虑的不确定时滞系统的一个无记忆二次稳定化线性状态反馈控制律。在文献[25]中,为镇定该不确定时滞系统,所需要的控制律是

$$\boldsymbol{u}(t) = -[17.0633 \quad 6.9577]\boldsymbol{x}(t) \tag{4.90}$$

比较式(4.89)和式(4.90),容易看到,应用这里提出的方法,可以得到具有较小反馈增益参数的无记忆二次稳定化线性状态反馈控制律。

4.4.5 基于观察器的鲁棒镇定

在前面各小节的研究中,要求系统的状态可以直接测量得到。然而,在许多的实际系统中,系统的状态通常不能直接测量。因此,如何只利用系统的测量输出,镇定所考虑的系统是一个具有重要实际意义的问题。解决这个问题的一种直观和有效的方法是采用基于观察器的控制器。针对具有范数有界时变参数不确定性的线性时滞系统,本小节将提出基于观察器的鲁棒稳定化控制器设计方法。

考虑由以下状态方程

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{x}}(t) &= [\boldsymbol{A}_1 + \Delta\boldsymbol{A}_1(t)]\boldsymbol{x}(t) + [\boldsymbol{A}_2 + \Delta\boldsymbol{A}_2(t)]\boldsymbol{x}(t-d) \\ &\quad + [\boldsymbol{B}_1 + \Delta\boldsymbol{B}_1(t)]\boldsymbol{u}(t) + [\boldsymbol{B}_2 + \Delta\boldsymbol{B}_2(t)]\boldsymbol{u}(t-h) \\ \boldsymbol{y}(t) &= [\boldsymbol{C} + \Delta\boldsymbol{C}(t)]\boldsymbol{x}(t) \\ &\quad \boldsymbol{x}(t) = 0,\ \boldsymbol{u}(t) = 0,\ t < 0,\ \boldsymbol{x}(0) = \boldsymbol{x}_0\end{aligned} \tag{4.91}$$

描述的不确定时滞系统,其中 $\boldsymbol{x}(t)\in R^n$, $\boldsymbol{u}(t)\in R^m$ 和 $\boldsymbol{y}(t)\in R^q$ 分别是系统的状态向量,输入向量和测量输出向量,$\boldsymbol{A}_1$,$\boldsymbol{A}_2$,$\boldsymbol{B}_1$,$\boldsymbol{B}_2$ 和 $\boldsymbol{C}$ 是描述标称系统的适当维数的常数矩阵,$\Delta\boldsymbol{A}_1(\cdot)$,$\Delta\boldsymbol{A}_2(\cdot)$,$\Delta\boldsymbol{B}_1(\cdot)$,$\Delta\boldsymbol{B}_2(\cdot)$和 $\Delta\boldsymbol{C}(\cdot)$是不确定实值矩阵函数,$d>0$, $h>0$ 分别是状态和控制向量中的滞后常数。

假定系统不确定性是范数有界,且具有以下的结构:

$$\begin{aligned}&\Delta\boldsymbol{A}_1(t) = \boldsymbol{H}_1\boldsymbol{F}_1(t)\boldsymbol{E}_1,\ \Delta\boldsymbol{A}_2(t) = \boldsymbol{H}_2\boldsymbol{F}_2(t)\boldsymbol{E}_2,\ \Delta\boldsymbol{B}_1(t) = \boldsymbol{H}_4\boldsymbol{F}_3(t)\boldsymbol{E}_3 \\ &\Delta\boldsymbol{B}_2(t) = \boldsymbol{H}_4\boldsymbol{F}_4(t)\boldsymbol{E}_4,\ \Delta\boldsymbol{C}(t) = \boldsymbol{H}_5\boldsymbol{F}_5(t)\boldsymbol{E}_5\end{aligned} \tag{4.92}$$

其中 $\boldsymbol{H}_i$, $\boldsymbol{E}_i$, $i=1,2,\cdots,5$ 是具有适当维数的常数矩阵,它们反映了不确定性的结构,$\boldsymbol{F}_i(t)\in R^{\alpha_i\times\beta_i}$是具有 Lebesgue 可测元的未知矩阵,且满足

$$\boldsymbol{F}_i^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{F}_i(t) \leq \boldsymbol{I}_{\beta_i\times\beta_i},\ i = 1,2,\cdots,5 \tag{4.93}$$

其中 $\boldsymbol{I}_{\beta_i\times\beta_i}$是$\beta_i$ 阶单位矩阵。进而,假定矩阵 $\boldsymbol{A}_2$,$\boldsymbol{B}_2$ 分别有秩分解 $\boldsymbol{A}_2 = \boldsymbol{A}_{21}\boldsymbol{A}_{22}$,$\boldsymbol{B}_2 = \boldsymbol{B}_{21}\boldsymbol{B}_{22}$,其中 $\boldsymbol{A}_{21}\in R^{n\times r_a}$, $\boldsymbol{A}_{22}\in R^{r_a\times n}$, $\boldsymbol{B}_{21}\in R^{n\times r_b}$, $\boldsymbol{B}_{22}\in R^{r_b\times m}$, $r_a = \mathrm{rank}(\boldsymbol{A}_2)$,$r_b = \mathrm{rank}(\boldsymbol{B}_2)$。注意到这样的分解总是可以的,然而并不是唯一的。

为了简化,在以下的叙述中将省略时间变量 t,且引进记号

$$\boldsymbol{x}_d = \boldsymbol{x}(t-d),\ \boldsymbol{x}_h = \boldsymbol{x}(t-h),\ \boldsymbol{u}_h = \boldsymbol{u}(t-h)$$

本小节的目的是设计一个基于状态观察器的控制器

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{z}} &= \boldsymbol{A}_1\boldsymbol{z} + \boldsymbol{B}_1\boldsymbol{u} - \boldsymbol{L}(\boldsymbol{Cz} - \boldsymbol{y}) \\ \boldsymbol{u} &= \boldsymbol{Kz}\end{aligned} \tag{4.94}$$

其中 $\boldsymbol{z}\in R^n$ 是观察器的状态,$\boldsymbol{L}$ 和 $\boldsymbol{K}$ 分别是 $n\times q$ 维的观察器增益矩阵和 $m\times n$ 维的反馈增益矩阵,使得对所有允许的不确定性,所导出的闭环系统是二次稳定的。

为了检验闭环系统的稳定性,引进误差向量 $\boldsymbol{e} = \boldsymbol{x} - \boldsymbol{z}$,则不难得到闭环系统关于状

态和误差的动态方程是

$$
\begin{aligned}
x &= [A_1 + \Delta A_1 + (B_1 + \Delta B_1)K]x + (A_2 + \Delta A_2)x_d + (B_2 + \Delta B_2)Kx_h \\
&\quad - (B_1 + \Delta B_1)Ke - (B_2 + \Delta B_2)Ke_h \\
e &= [\Delta A_1 - L\Delta C + \Delta B_1 K]x + (A_2 + \Delta A_2)x_d + (B_2 + \Delta B_2)Kx_h \\
&\quad - (\Delta B_1 K + LC - A_1)e - (B_2 + \Delta B_2)Ke_h
\end{aligned}
\tag{4.95}
$$

以下的定理给出了如何设计适当的矩阵 L 和 K,使得系统(4.95)是二次稳定的。

结论 4.11 对不确定时滞系统(4.91)和给定的正定加权矩阵 R_1, R_2, Q_1, Q_2,假定存在常数 $\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0$,使得

(1) Riccati 方程

$$P_c A_1 + A_1^T P_c - P_c \tilde{R}_c P_c + M_c + \varepsilon_1 Q_1 = 0 \tag{4.96}$$

$$
\begin{aligned}
\tilde{R}_c &= \frac{1}{\varepsilon_1}\{B_1[R_1^{-1} - 2R_1^{-1}(E_3^T E_3 + E_4^T E_4 + B_{22}^T B_{22})R_1^{-1}]B_1^T \\
&\quad - 2(H_3 H_3^T + H_4 H_4^T + B_{21} B_{21}^T)\} - H_1 H_1^T - H_2 H_2^T - A_{21} A_{21}^T
\end{aligned}
$$

$$M_c = 2(E_1^T E_1 + E_2^T E_2 + A_{22}^T A_{22}) + \frac{1}{\varepsilon_2} E_5^T E_5$$

有一个对称正定解 P_c;

(2) Riccati 方程

$$P_o A_1 + A_1^T P_o + P_o \tilde{R}_o P_o - M_o = 0 \tag{4.97}$$

$$\tilde{R}_o = H_1 H_1^T + H_2 H_2^T + A_{21} A_{21}^T + \frac{2}{\varepsilon_1}(H_3 H_3^T + H_4 H_4^T) + \varepsilon_2 Q_2$$

$$
\begin{aligned}
M_o &= \frac{1}{\varepsilon_2} C^T [R_2^{-1} - R_2^{-1} H_5 H_5^T R_2^{-1}] C \\
&\quad - \frac{2}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1}(E_3^T E_3 + E_4^T E_4 + B_{22}^T B_{22}) R_1^{-1} B_1^T P_c
\end{aligned}
$$

有一个对称正定解 P_o;

(3) 矩阵 P_c 和 P_o 满足矩阵不等式

$$
\begin{aligned}
&\varepsilon_2 \quad P_o Q_2 P_o + \frac{1}{\varepsilon_1^2} C^T R_2^{-1} C \\
&- \frac{1}{\varepsilon_1^3} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^T P_c \quad Q_1 + \frac{1}{\varepsilon_1^2} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^T P_c \quad {}^{-1} \quad P_c B_1 R_1^{-1} B_1^T P_c > 0
\end{aligned}
$$

则系统(4.91)存在一个基于观察器的稳定化控制器(4.94),其中的观察器增益矩阵和反馈增益矩阵分别是

$$
\begin{aligned}
K &= -\frac{1}{\varepsilon_1} R_1^{-1} B_1^T P_c \\
L &= \frac{1}{\varepsilon_2} P_o^{-1} C^T R_2^{-1}
\end{aligned}
\tag{4.98}
$$

证明 在定理的条件下,选取 Lyapunov 函数

$$V(x, e) = x^{\mathrm T} P_c x + e^{\mathrm T} P_o e + \int_{t-d}^{t} x^{\mathrm T} T_1 x \mathrm{d}\tau + \int_{t-h}^{t} x^{\mathrm T} T_2 x \mathrm{d}\tau + \int_{t-h}^{t} e^{\mathrm T} T_3 e \mathrm{d}\tau$$

其中

$$T_1 = 2(A_{22}^{\mathrm T} A_{22} + E_2^{\mathrm T} E_2)$$

$$T_2 = \frac{2}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1}(E_4^{\mathrm T} E_4 + B_{22}^{\mathrm T} B_{22}) R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c$$

$$T_3 = \frac{2}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1}(E_4^{\mathrm T} E_4 + B_{22}^{\mathrm T} B_{22}) R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c$$

则沿闭环系统(4 .95)**的轨线**, Lyapunov **函数关于时间的导数是**

$$\begin{aligned} L(x, e) = {} & x^{\mathrm T}\left(P_c A_1 + A_1^{\mathrm T} P_c - \frac{2}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c + T_1 + T_2 \right) x \\ & + 2x^{\mathrm T} P_c [(\Delta A_1 + \Delta B_1 K)x + (A_2 + \Delta A_2)x_d + (B_2 + \Delta B_2)Kx_h \\ & - (B_1 + \Delta B_1)Ke - (B_2 + \Delta B_2)Ke_h] - x_d^{\mathrm T} T_1 x_d - x_h^{\mathrm T} T_2 x_h \\ & + 2e^{\mathrm T} P_o [(\Delta A_1 - L\Delta C + \Delta B_1 K)x + (A_2 + \Delta A_2)x_d + (B_2 + \Delta B_2)Kx_h \\ & - \Delta B_1 Ke - (B_2 + \Delta B_2)Ke_h] \\ & + e^{\mathrm T}\left(P_o A_1 + A_1^{\mathrm T} P_o - \frac{2}{\varepsilon_2} C^{\mathrm T} R_2^{-1} C + T_3 \right) e - e_h^{\mathrm T} T_3 e_h \end{aligned} \tag{4 .99}$$

根据 4 .4 .1 **小节中的结论** 4 .4,**有**

$$2x^{\mathrm T} P_c H_1 F_1 E_1 x \le x^{\mathrm T} P_c H_1 H_1^{\mathrm T} P_c x + x^{\mathrm T} E_1^{\mathrm T} E_1 x$$

类似的,**对**(4 .99)**式中有关项应用结论** 4 .4, **经适当的代数处理并利用** Riccati **方程** (4 .96)**和**(4 .97),**可以得到**

$$\begin{aligned} L(x, e) \le {} & -\varepsilon_1 x^{\mathrm T} Q_1 x - \frac{1}{\varepsilon_1} x^{\mathrm T} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c x + \frac{2}{\varepsilon_1} x^{\mathrm T} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c e \\ & - \varepsilon_2 e^{\mathrm T} P_o Q_2 P_o e - \frac{1}{\varepsilon_2} C^{\mathrm T} R_2^{-1} C \\ = {} & -[x^{\mathrm T} \quad e^{\mathrm T}] \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \left(Q_1 + \frac{1}{\varepsilon_1^2} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c \right) & -\frac{1}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c \\ -\frac{1}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c & \varepsilon_2 \left(P_o Q_2 P_o + \frac{1}{\varepsilon_2^2} C^{\mathrm T} R_2^{-1} C \right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ e \end{bmatrix} \end{aligned}$$

根据条件(3),**矩阵**

$$S := \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \left(Q_1 + \frac{1}{\varepsilon_1^2} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c \right) & -\frac{1}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c \\ -\frac{1}{\varepsilon_1} P_c B_1 R_1^{-1} B_1^{\mathrm T} P_c & \varepsilon_2 \left(P_o Q_2 P_o + \frac{1}{\varepsilon_2^2} C^{\mathrm T} R_2^{-1} C \right) \end{bmatrix}$$

是正定的,**故对任意允许的不确定性**,

$$L(x, e) \le -\lambda_{\min}(S)(\| x \|^2 + \| e \|^2)$$

因此,**根据定义** 4 .6,**系统**(4 .95)**是渐近稳定的**,**结论得证。**

如果系统(4 .91)**中不存在时间滞后**,**即** $A_2 = 0$, $B_2 = 0$, $H_2 = 0$, $H_4 = 0$, $E_2 = 0$, $E_4 =$

$\boldsymbol{0}$。由结论 4.11 可得不确定线性系统基于观察器的稳定化控制器设计方法。

如果系统(4.91)中既不存在时间滞后,也不存在任何不确定性,则相应的两个 Riccati 方程(4.96)和(4.97)变为

$$\boldsymbol{A}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_c+\boldsymbol{P}_c\boldsymbol{A}_1-\frac{1}{\varepsilon_1}\boldsymbol{P}_c\boldsymbol{B}_1\boldsymbol{R}_1^{-1}\boldsymbol{B}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_c+\varepsilon_1\boldsymbol{Q}_1=0$$

$$\boldsymbol{A}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_o+\boldsymbol{P}_o\boldsymbol{A}_1-\frac{1}{\varepsilon_2}\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_2^{-1}\boldsymbol{C}+\varepsilon_2\boldsymbol{P}_o\boldsymbol{Q}_2\boldsymbol{P}_o=0$$

这是在 LQG 控制问题中出现的 Riccati 方程。同时,我们注意到,此时,增益矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{L}$ 并不依赖于参数 ε_1 和 ε_2,并且,只要参数 ε_1 和 ε_2 选得足够小,结论 4.11 中的条件(3)一定能成立。因此,在这样一种特殊情况下,本小节提出的设计方法实际上就是标准 LQG 的设计方法。

4.4.6 同步汽轮发电机鲁棒控制仿真

考虑一个同步汽轮发电机的控制问题。目的是要设计一个反馈控制器,使得闭环系统在两个运行点同时是稳定的。在两个运行点上,发电机分别由以下的状态空间模型描述:

运行点 1

$$\begin{bmatrix}\dot{x}_1(t)\\ \dot{x}_2(t)\\ \dot{x}_3(t)\\ \dot{x}_4(t)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-11.1 & 0 & 0 & 0\\ 0.457 & -0.457 & 0.872 & 0\\ 0 & -18.57 & 0 & -4.39\\ 0 & 0 & 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_1(t)\\ x_2(t)\\ x_3(t)\\ x_4(t)\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}11.1\\ 0\\ 0\\ 0\end{bmatrix}\boldsymbol{u}(t)$$

$$\begin{bmatrix}y_1(t)\\ y_2(t)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0 & 0.157 & 0 & -0.479\\ 0 & 0 & 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_1(t)\\ x_2(t)\\ x_3(t)\\ x_4(t)\end{bmatrix}$$

运行点 2

$$\begin{bmatrix}\dot{x}_1(t)\\ \dot{x}_2(t)\\ \dot{x}_3(t)\\ \dot{x}_4(t)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-11.1 & 0 & 0 & 0\\ 0.340 & -0.340 & 0.883 & 0\\ 0 & -18.81 & 0 & -2.28\\ 0 & 0 & 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_1(t)\\ x_2(t)\\ x_3(t)\\ x_4(t)\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}11.1\\ 0\\ 0\\ 0\end{bmatrix}\boldsymbol{u}(t)$$

$$\begin{bmatrix}y_1(t)\\ y_2(t)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0 & 0.256 & 0 & -0.488\\ 0 & 0 & 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_1(t)\\ x_2(t)\\ x_3(t)\\ x_4(t)\end{bmatrix}$$

为了能应用本小节提出的设计方法,把以上的两个模型用一个带不确定参数的系统模型统一表示,即

$$\dot{\boldsymbol{x}}(t)=[\boldsymbol{A}_1+\boldsymbol{H}_1\boldsymbol{F}_1(t)\boldsymbol{E}_1]\boldsymbol{x}(t)+\boldsymbol{B}_1\boldsymbol{u}(t)$$

$$\boldsymbol{y}(t) = [\boldsymbol{C} + \boldsymbol{H}_5 \boldsymbol{F}_5(t) \boldsymbol{E}_5] \boldsymbol{x}(t) \tag{4.100}$$

其中, $\boldsymbol{x}(t) \in R^4$, $\boldsymbol{u}(t) \in R$, $\boldsymbol{y}(t) \in R^2$,

$$\boldsymbol{A}_1 = \begin{bmatrix} -11.1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.399 & -0.399 & 0.878 & 0 \\ 0 & -18.69 & 0 & -3.34 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{B}_1 = \begin{bmatrix} 11.1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{C} = \begin{bmatrix} 0 & 0.207 & 0 & -0.484 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0.241 & 0 \\ 0 & 1.03 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{E}_1 = \begin{bmatrix} 0.241 & -0.241 & -0.025 & 0 \\ 0 & 0.117 & 0 & -1.03 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H}_5 = \begin{bmatrix} 0.221 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{E}_5 = [0 \quad -0.221 \quad 0 \quad 0]$$

$$\boldsymbol{F}_1(t) = \begin{bmatrix} r_1(t) & 0 \\ 0 & r_2(t) \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{F}_5(t) = \boldsymbol{s}(t), \quad \boldsymbol{F}_1^{\mathrm{T}}(t) \boldsymbol{F}_1(t) \leq \boldsymbol{I}_2, \quad \boldsymbol{F}_5^{\mathrm{T}}(t) \boldsymbol{F}_5(t) \leq 1$$

图 4.13　同步汽轮发电机闭环系统在运行点 1 的控制仿真结果

根据结论 4.11 提供的设计方法, 选取 $\boldsymbol{R}_1 = 1$, $\boldsymbol{R}_2 = \boldsymbol{I}$, $\boldsymbol{Q}_1 = \boldsymbol{I}$, $\boldsymbol{Q}_2 = \boldsymbol{I}$, $\varepsilon_1 = 0.1$, $\varepsilon_2 = 1$, 得

图 4.14　同步汽轮发电机闭环系统在运行点 2 的控制仿真结果

到 Riccati **方程**(4.96)**和**(4.97)**的两个对称正定解是**

$$
\boldsymbol{P}_c = \begin{bmatrix} 0.0087 & 0.0901 & -0.0040 & -0.0281 \\ 0.0901 & 5.0632 & -0.3135 & -1.5533 \\ -0.0040 & -0.3135 & 0.1780 & 0.2151 \\ -0.0281 & -1.5533 & 0.2151 & 2.0297 \end{bmatrix}
$$

$$
\boldsymbol{P}_o = \begin{bmatrix} 222.02 & -0.6915 & -0.0024 & -0.0462 \\ -0.6915 & 25.444 & 2.3674 & 1.8142 \\ -0.0024 & 2.3674 & 2.0536 & 0.0306 \\ -0.0462 & 1.8142 & 0.0306 & 4.5004 \end{bmatrix}
$$

容易验证,所得到的矩阵 $\boldsymbol{P}_c$ **和** $\boldsymbol{P}_o$ **满足结论** 4.11 **的条件**(3)。**因此,根据结论** 4.11,**不确定系统**(4.100)**存在一个基于观察器的稳定化鲁棒控制器**(4.94),**其中的增益矩阵分别是**

$$
\boldsymbol{K} = [-0.9712 \quad -10.002 \quad 0.4492 \quad 3.1214]
$$

$$
\boldsymbol{L} = \begin{bmatrix} 0.0003 & -0.0015 \\ 0.1810 & -0.5211 \\ -0.1915 & 5.4677 \\ -1.1471 & 0.1729 \end{bmatrix}
$$

当同步汽轮发电机系统存在初始状态偏差: $x_{10} = 0.5$, $x_{30} = -0.5$, $x_{40} = 0.3$,**采用具有以上增益矩阵的输出反馈控制器进行控制时,则闭环系统在运行点** 1 **操作运行时的仿真结果如图** 4.13 **所示**;**相应地,图** 4.14 **表示闭环系统在运行点** 2 **操作运行时的仿真结果。**

由上述控制仿真结果显然可知,具有以上增益矩阵的输出反馈控制器(4.94)使得同步汽轮发电机的闭环系统在运行点1和运行点2处都是稳定的。

参考文献

1. Zames G, Francis B A. Feedback minimax sensitivity and optimal robustness. IEEE Trans. Auto. Contr., 1983, 28(5):585601
2. Morari M, Zafiriou E. Robust process control. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J. 1989
3. 多伊尔 J C, 弗朗西斯 B A, 坦嫩鲍姆 A R. 反馈控制理论. 北京:清华大学出版社, 1993
4. 王景成. 离散 H_∞ 控制理论在飞行控制系统中的应用研究. 西北工业大学硕士学位论文,1995
5. Shen J C, Chen B S, Kung F C. Memoryless stabilization of uncertain dynamic delay systems: Riccati equation approach. IEEE Trans. Auto. Contr., 1991, 36(5):638640
6. 苏宏业,褚健,王骥程. 基于分步变换的离散时滞系统控制器设计及应用. 自动化学报,1996,22(2): 197204
7. Wang JingCheng, Su HongYe, Chu Jian. Robust H_∞ controller design for linear uncertain systems with delayed state and control. J. Franklin Institute, 1997, 335B(3): 517-524
8. Leitmann G. Guaranteed asymptotic stability for some linear systems with bounded uncertainties. J. Dynam. Syst. Meas. Contr., 1979, 101:212216
9. 黄昕,苏宏业,褚健等. 线性时滞不确定系统的保成本控制. 上海交通大学学报,1996, 30: 711
10. Ni M L, Wu H X. A Riccati equation approach to the design of linear robust controllers. Automatica, 1995, 29(6):16031605
11. Barmish B R, Leitmann G. On ultimate boundedness control of uncertain systems in the absence of matching assumptions. IEEE Trans. Auto. Contr., 1982, 27(1)
12. 苏宏业,王景成,俞立,褚健. 时变时滞不确定线性时滞系统的鲁棒输出反馈控制. 自动化学报,1998
13. Yu Li, Chu Jian, Su HongYe. Robust memoryless H^∞ controller design for linear time-delay systems with norm-bounded time-varying uncertainty. Automatica, 1996, 32(12): 17591762
14. Su HongYe, Chu Jian, Wang Jingcheng, memoryless robust stabilizing controller for a class of uncertain linear time-delay systems. Int. J. Syst. Sci., 1998, 29(2): 191197
15. Su Hongye, Chu Jian, Wang Yang, Wang Jingcheng. Robust output feedback control for a class of linear time-varying uncertain time-delay systems. Proc. ACC '97, Albuquerque NM, USA, 1997, 5: 32303235

16. Su Hongye, Chu Jian, Wang Jingcheng, Wang Shuqing . Robust stabilizing control for linear time-varying uncertain time-delay systems with dynamic output feedback controller . Proc . ADCHEM '97, Banff, Canada, 1997, 149154
17. Petersen I R, Hollot C V . Riccati equation approach to the stabilization of uncertain linear systems . Automatica, 1986, 22:397411
18. Schmitendorf W E . Designing stabilizing controllers for uncertain systems using the Riccati equation approach . IEEE Trans . Auto . Contr ., 1988, 33:376379
19. Zhou K, Khargonekar P P . Robust stabilization of linear systems with norm bounded time-varying uncertainty . Syst . Contr . Lett ., 1988, 10:1720
20. Khargonekar P P, Petersen I R, Zhou K . Robust stabilization of uncertain linear systems: Quadratic stapilizability and control theory . IEEE Trans . Auto . Contr ., 1990, 35(3):356361
21. **俞立 . 不确定线性时滞系统的稳定化控制器设计 . 控制理论与应用**, 1991, 8(1):6873
22. Phoojaruenchanachai S, Furuta K . Memoryless stabilization of uncertain linear systems including time-varying state delays . IEEE Trans . Auto . Contr . 1992, 37(7):1022-1026
23. **俞立 . 不确定动态时滞系统的稳定化鲁棒控制 . 控制与决策**, 1993, 8(4):307310
24. Mahmoud M S, Al-Muthairi N F . Quadratic stabilization of conditions time-systems with state-delay and norm-bounded time-varying uncertainties . IEEE Trans . Auto . Contr ., 1994, 39(10):21352139
25. Choi H H, Chung M J . Memoryless stabilization of uncertain dynamic systems with time-varying delayed state and controls . Automatica, 1995, 31(9):13491351
26. Jabbari F, Schmitendorf W E . Robust linear controllers using observers . IEEE Trans . Auto . Contr ., 1991, 36(12):15091514

第 5 章 其他新型控制策略

5.1 自校正控制

5.1.1 自校正控制的结构

最优控制的前提是已知被控对象的数学模型。虽然很多系统可以用系统辨识的方法求得数学模型,但是也有很多对象不能事先辨识,或者由于原料和加工条件的改变等各种因素,导致被控对象的数学模型经常改变,这时就不再保持最优控制。

为了适应被控对象特性的变化,使系统始终运行在最优状态,自校正控制的基本思想是:不断在线辨识被控对象的数学模型,然后根据被控对象当前的数学模型计算新的调节器参数,最后修正控制算法,使系统仍然保持最优控制状态。自校正控制的结构如图 5.1 所示。

根据所采用的参数估计方法的不同和控制目标函数的不同,原则上可以构成复杂程度各不相同的自校正调节器。但是,从工业应用角度,应当在基本满足控制性能的前提下力求调节器简单可靠。在实际应用中,常以递推最小二乘为参数估计方法,以最小方差为控制目标函数。下面首先介绍参数估计的最小二乘法,然后介绍最小方差控制和自校正调节器。

图 5.1 自校正控制结构图

5.1.2 参数估计的最小二乘法

在自适应控制系统中,系统辨识都是通过数字计算机来实现的,所以本节较详细地讨论线性动态离散模型的参数估计。

离散动态系统参数估计众多方法中,从理论上和实践上以最小二乘法最为成熟而且应用广泛。本节介绍最小二乘法的基本内容。由基本最小二乘法派生出来的比较复杂的算法,如广义最小二乘法等,可参看有关系统辨识方面的书籍。

1. 一次完成最小二乘估计

设系统由下列 n 阶差分方程描述:

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \cdots + a_n y(k-n) = b_0 u(k) + \cdots + b_n u(k-n) + e(k) \tag{5.1}$$

或写成

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + e(k) \tag{5.2}$$

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \cdots + a_n q^{-n}$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \cdots + b_n q^{-n}$$

式中,q^{-1}为延迟算子,例如,$q^{-1}y(k) = y(k-1)$,$q^{-2}y(k) = y(k-2)$,…;$\{y(k)\}$和$\{u(k)\}$是输出与输入量的不同时刻的测量值组成的离散时间序列;$\{e(k)\}$为不可测量的随机干扰序列。假设方程的阶数 n 是已知的,而参数 $a_1, a_2, \cdots, a_n, b_0, b_1, \cdots, b_n$是未知的。现在的问题是如何通过带有噪声的输出和输入观测数据估计模型的参数。

把待估计的模型参数和 k 时刻以前的 n 次采样数据记为向量形式,即有

$$\theta = [a_1, a_2, \cdots, a_n, b_0, b_1, \cdots, b_n]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k) = [-y(k-1), \cdots, -y(k-n), u(k), \cdots, u(k-n)]$$

则(5.1)式可以写成

$$y(k) = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k)\theta + e(k) \tag{5.3}$$

其中 $e(k)$为观测噪声和模型不准等形成的误差。把 $k = n+1, n+2, \cdots, n+N$ 共 N 步采样数据,代入(5.3)式组成 N 个方程,并且用矩阵形式表达为

$$\boldsymbol{Y}_N = \boldsymbol{X}_N\theta + \boldsymbol{\varepsilon}_N \tag{5.4}$$

其中,

$$\boldsymbol{Y}_N = \begin{bmatrix} y(n+1) \\ y(n+2) \\ \cdots \\ y(n+N) \end{bmatrix}_{N\times 1} \qquad \boldsymbol{\varepsilon}_N = \begin{bmatrix} e(n+1) \\ e(n+2) \\ \cdots \\ e(n+N) \end{bmatrix}_{N\times 1}$$

$$\boldsymbol{X}_N = \begin{bmatrix} x^{\mathrm{T}}(n+1) \\ x^{\mathrm{T}}(n+2) \\ \cdots \\ x^{\mathrm{T}}(n+N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -y(n) & \cdots & -y(1) & u(n+1) & \cdots & u(1) \\ -y(n+1) & \cdots & -y(2) & u(n+2) & \cdots & u(2) \\ \cdots & & \cdots & \cdots & & \cdots \\ -y(n+N-1) & \cdots & -y(N) & u(n+N) & \cdots & u(N) \end{bmatrix}_{N\times(2n+1)}$$

最小二乘法是选择模型参数$\hat{\theta}$,使模型输出与所有实际观测值总体上最接近,所以最小二乘估计的性能指标取为

$$\min J = \sum_{k=n+1}^{n+N} e^2(k) = \boldsymbol{\varepsilon}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varepsilon}_N = (\boldsymbol{Y}_N - \boldsymbol{X}_N\theta)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{Y}_N - \boldsymbol{X}_N\theta) \tag{5.5}$$

由数学中的极值条件$\left.\dfrac{J}{\theta}\right|_{\theta=\hat{\theta}} = 0$,可以求得使 J 最小的$\hat{\theta}$。由(5.5)式得

$$J = (\boldsymbol{Y}_n - \boldsymbol{X}_N\theta)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{Y}_N - \boldsymbol{X}_N\theta)$$
$$= \boldsymbol{Y}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N - 2\theta^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N + \theta^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N\theta$$

$$\left.\frac{J}{\theta}\right|_{\theta=\hat{\theta}} = -2\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N + 2\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N\theta\Big|_{\theta=\hat{\theta}} = 0$$

$$\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N\hat{\theta} = \boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N$$

若 $\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N$ 满秩,则动态离散模型参数的最小二乘估计 $\hat{\theta}$ 为

$$\hat{\theta} = (\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N)^{-1}\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N \tag{5.6}$$

为了保证 $\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N$ 满秩,要求 $N \geqslant 2n+1$,一般取测量数据的组数 $N = 100\sim200$。

2.递推最小二乘估计

上面介绍的参数估计方法是观测到 N 组输入输出数据以后,再根据(5.6)式求得参数估计值 $\hat{\theta}$,所以称为一次完成法。但是,自适应控制系统的参数估计是在线进行的,新的观测数据源源不断而来,希望利用这些新的观测信息来不断改进参数估计,如果利用一次估计公式(5.6)不断进行运算,显然是不现实的,这是因为矩阵 X 的维数将随着数据个数的增加而不断增加,矩阵 $\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}$ 的求逆运算愈来愈困难,甚至是不可能的。另外,由于老数据要保留,而新数据不断增加,所以存储量也要不断增加。因此对于在线估计,必须用递推算法才能实现。事实上,当观测数据较多时,即使对于离线估计矩阵求逆也是很困难的,所以经常采用递推算法。

在进行 $n+N$ 次观测后,根据一次完成法可以构成输出向量 $\boldsymbol{Y}_N$ 和数据阵 $\boldsymbol{X}_N$,得到最小二乘估计

$$\hat{\theta}_N = (\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N)^{-1}\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N$$

当又获得了一组新的观测数据 $\{y(n+N+1), u(n+N+1)\}$ 后,同样可构成 $\boldsymbol{Y}_{N+1}$, $\boldsymbol{X}_{N+1}$,得到最小二乘估计

$$\hat{\theta}_{N+1} = (\boldsymbol{X}_{N+1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_{N+1})^{-1}\boldsymbol{X}_{N+1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_{N+1} \tag{5.7}$$

下面通过分析第 N 次和第 $N+1$ 次参数估计间的关系,得出最小二乘法的递推算式。显然,$\boldsymbol{X}_{N+1}$ 与 $\boldsymbol{X}_N$,$\boldsymbol{Y}_{N+1}$ 与 $\boldsymbol{Y}_N$ 之间的关系分别为

$$\boldsymbol{Y}_{N+1} = \begin{bmatrix} y(n+1) \\ \cdots \\ y(n+N) \\ \hline y(n+N+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{Y}_N \\ \hline y(n+N+1) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{X}_{N+1} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+1) \\ \cdots \\ \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N) \\ \hline \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_N \\ \hline \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1) \end{bmatrix}$$

其中

$$\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}(n+N+1) = [-y(n+N), \cdots, -y(N+1), u(n+N+1), \cdots, u(N+1)]$$

则由(5.7)式得

$$\hat{\theta}_{N+1} = \left(\begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_N \\ \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1) \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_N \\ \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1) \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_N \\ \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1) \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \begin{bmatrix} \boldsymbol{Y}_N \\ y(n+N+1) \end{bmatrix}$$

$$= \left([\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}} \quad \boldsymbol{x}(n+N+1)] \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_N \\ \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1) \end{bmatrix} \right)^{-1} [\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}} \quad \boldsymbol{x}(n+N+1)] \begin{bmatrix} \boldsymbol{Y}_N \\ y(n+N+1) \end{bmatrix}$$

$$= (\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N + \boldsymbol{x}(n+N+1)\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1))^{-1}(\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N + \boldsymbol{x}(n+N+1)y(n+N+1)) \tag{5.8}$$

定义

$$\boldsymbol{P}_N = (\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N)^{-1}$$

则

$$\boldsymbol{P}_{N+1} = (\boldsymbol{X}_{N+1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_{N+1})^{-1} = (\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N + \boldsymbol{x}(n+N+1)\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1))^{-1} \tag{5.9}$$

为了避免矩阵求逆,并使 $\hat{\theta}_{N+1}$ 与 $\hat{\theta}_N$ 具有一个简单的关系,下面利用矩阵求逆定理对 $\boldsymbol{P}_{N+1}$ 加以变换。

矩阵求逆定理:若 $\boldsymbol{A}$ 是 $n\times n$ 维的满秩方阵,$\boldsymbol{B}$ 和 $\boldsymbol{C}$ 为两个 $n\times m$ 维矩阵,并且 $(\boldsymbol{A}+\boldsymbol{BC}^{\mathrm{T}})$ 和 $(\boldsymbol{I}+\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{B})$ 都是满秩的,则有下列矩阵恒等式成立:

$$(\boldsymbol{A}+\boldsymbol{BC}^{\mathrm{T}})^{-1} \equiv \boldsymbol{A}^{-1} - \boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{B}(\boldsymbol{I}+\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{B})^{-1}\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{-1} \tag{5.10}$$

其证明参见有关文献。在(5.9)式中令

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N,\quad \boldsymbol{B} = \boldsymbol{x}(n+N+1)),\quad \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)$$

则利用矩阵求逆定理(5.10)得

$$\begin{aligned} \boldsymbol{P}_{N+1} &= (\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N)^{-1} - (\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N)^{-1}\boldsymbol{x}(n+N+1) \\ &\quad (\boldsymbol{I}+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)(\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N)^{-1}\boldsymbol{x}(n+N+1))^{-1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)(\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_N)^{-1} \\ &= \boldsymbol{P}_N - \frac{\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N}{1+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)} \end{aligned}$$

记

$$\boldsymbol{K}_{N+1} = \frac{\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}{1+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}$$

则

$$\boldsymbol{P}_{N+1} = \boldsymbol{P}_N - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N$$

代入(5.8)式得

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_{N+1} &= (\boldsymbol{P}_N - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N)(\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N + \boldsymbol{x}(n+N+1)\boldsymbol{y}(n+N+1)) \\ &= \boldsymbol{P}_N\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N + \boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)y(n+N+1) - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{X}_N^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}_N \\ &\quad - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)y(n+N+1) \end{aligned}$$

$$= \hat{\theta}_N - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\hat{\theta}_N$$

$$+ (\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1) - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N x(n+N+1))y(n+N+1)$$

容易验证:

$$\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1) - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1) = \boldsymbol{K}_{N+1}$$

所以

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N - \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\hat{\theta}_N + \boldsymbol{K}_{N+1}\boldsymbol{y}(n+N+1)$$

$$= \hat{\theta}_N + \boldsymbol{K}_{N+1}[y(n+N+1) - \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\hat{\theta}_N]$$

归纳上面的推导结果,得出最小二乘估计的递推公式:

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + \boldsymbol{K}_{N+1}[y(n+N+1) - \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\hat{\theta}_N] \tag{5.11}$$

$$\boldsymbol{K}_{N+1} = \frac{\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}{1+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}$$

$$\boldsymbol{P}_{N+1} = \boldsymbol{P}_N - \frac{\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N}{1+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}$$

(5.11)式表明,新的参数估计$\hat{\theta}_{N+1}$是用新的实际测量值 $y(n+N+1)$与基于老模型进行预测得到的量 $\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\hat{\theta}_N$ 之偏差,对老的参数估计$\hat{\theta}_N$ 加以修正得到的,修正系数阵为 $\boldsymbol{K}_{N+1}$。$\boldsymbol{P}_N$ 的物理意义是参数估计误差的方差,作为 $n+N$时刻参数估计精度的一种度量。$\boldsymbol{P}_N$ 越大表示参数估计值越不准确,P_N 越小表示参数估计值越接近真值。

若已知$\hat{\theta}_N$,$\boldsymbol{P}_N$ 的初始值$\hat{\theta}_0$,$\boldsymbol{P}_0$ 即可递推算出以后的参数估计值。设置初始值有很多方法,在实践中常用下述简便的方法。

若估计前知道参数的大致范围,则可以在此范围内设置初值,若完全不知道 θ的范围时,可任意设置$\hat{\theta}_0$,为简便通常取$\hat{\theta}_0 = 0$。由于 θ的初始值是任意设定的,因此 $\boldsymbol{P}_0$ 应设置得很大,表示初始估计的精度很差。通常取 $\boldsymbol{P}_0 = \alpha^2\boldsymbol{I}$,其中 α^2 为充分大的数,一般取计算机容许的最大值,例如 $\alpha^2 = 10^6$。

可以证明,对于任意设置的初值,当递推到$2n$步时,得到的$\hat{\theta}$和 $\boldsymbol{P}$ 与一次完成法得到的结果很接近,所以这种设置初值的方法在工程实践中被广泛采用。

应用上述的递推公式进行一次辨识,所需的计算量大大减少,数据的存储量也大大减少。若系统是 n阶,采样数据个数为 N,用一次完成法,计算机需要存储$(n+N)$组数据,而用递推算法则只需存储 $n+1$ 组数据。因为 N 一般为上百甚至上千,所以,两者存储的数据量相差很大。

根据递推算法和一次完成算法各自的优缺点,递推算法常用于在线辨识和实时控制,而一次完成法辨识精度较高,常用于离线建模。

3.带遗忘因子的递推最小二乘估计

上述递推算法(5.11)的一个显著特点是:对所有观测数据的加权是相同的,这就意味

着老数据和新数据对于当前参数估计所提供的信息是同等重要。显然,如果辨识的系统是定常系统,这种考虑是合理的,可以得到更多的信息,从而提高辨识精度。但对于时变系统,老的观测数据只能反映系统变化前的特性,数据越陈旧,偏离当前动态的可能性越大。而当前数据最能反映时变系统当前时刻的动态特性。因此,平等地使用参数变化前后的观测数据辨识变化后的系统参数,显然是不合理的。

在工程实践中,常采用带有遗忘因子的递推最小二乘估计算法辨识时变系统。这种方法的基本思想是充分重视当前的数据,而削弱老数据的作用,即将过去的数据逐渐"遗忘"掉。具体作法是在递推计算过程中,每取得一个新的数据 $y(n+N+1)$ 时,将以前所有的数据都乘以一个加权因子 $\rho(0<\rho<1)$ 后参加辨识,即

$$\boldsymbol{Y}_{N+1}=\begin{bmatrix}\rho\boldsymbol{Y}_N\\ y(n+N+1)\end{bmatrix}\qquad \boldsymbol{X}_{N+1}=\begin{bmatrix}\rho\boldsymbol{X}_N\\ \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\end{bmatrix}$$

显然,这样使老数据的作用以指数规律 ρ^k 衰减,因为第 k 次观测之前第一个观测值乘以 ρ 后构造 $\boldsymbol{Y}$ 和 $\boldsymbol{X}$,之前第二个测量值乘以 ρ^2 构造 $\boldsymbol{Y}$ 和 $\boldsymbol{X}$,……。由于 $0<\rho<1$,所以越是老的数据作用越小。

仿照前面的推导递推算式(5.11)的过程,并令 $\beta=\rho^2(0<\beta<1)$,β 称为"遗忘因子",可得到带遗忘因子的递推最小二乘估计的算式为:

$$\begin{aligned}
\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N+1}&=\hat{\boldsymbol{\theta}}_N+\boldsymbol{K}_{N+1}[y(n+N+1)-\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\hat{\boldsymbol{\theta}}_N]\\
\boldsymbol{K}_{N+1}&=\frac{\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}{\beta+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}\\
\boldsymbol{P}_{N+1}&=\frac{1}{\beta}\left[\boldsymbol{P}_N-\frac{\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N}{\beta+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n+N+1)\boldsymbol{P}_N\boldsymbol{x}(n+N+1)}\right]\\
\boldsymbol{x}(n+N+1)&=[-y(n+N)\quad\cdots\quad -y(N+1)\\
&\qquad u(n+N+1)\quad\cdots\quad u(N+1)]^{\mathrm{T}}
\end{aligned}\tag{5.12}$$

遗忘因子 β 值的大小对参数估计结果很有影响,β 越小表明遗忘得越快,越重视当前数据,越能反映当前系统的变化,这适合于参数变化速度相对于辨识速度较快的时变系统。β 取得越大,重视了更多的历史数据,可以得到更多的系统信息,因此辨识的模型精度较高,适合于参数变化速度远低于辨识速度的慢时变系统。否则,由于没有充分利用老数据中所含的系统信息,辨识精度较低。一般 β 在 0.95～0.995 的范围内选取。当 $\beta=1$ 时,就表示没有"遗忘",(5.12)式就成为(5.11)式。

4.模型阶次的确定

在前面讨论线性离散系统的参数估计时,实际上都是假设已知模型的阶次和滞后步数,事实上模型的阶次和滞后步数也需要由观测数据,根据某个准则辨识得到,这个过程通常称为"定阶"。

定阶一般是按"假设-检验"的步骤反复进行的,即由低阶向高阶逐次假定系统的阶次,分别估计模型的参数,然后对得到的模型进行检验,以满足要求的最低阶作为所确定

的模型阶次。低阶模型对系统描述粗糙,但分析设计容易,而高阶模型对系统描述精度高,但分析设计复杂,尤其是不利于在线辨识与自适应控制。下面介绍常用的定阶方法。

(1) 性能指标最小定阶

对于给定的阶次 n,最小二乘法是使性能指标 J 取最小值 $J_{\min}(n)$ 条件下,得到的参数估计 $\hat{\theta}(n)$。显然,给定不同的阶次 n,可以得到不同的参数 $\hat{\theta}(n)$ 和相应的性能指标最小值 $J_{\min}(n)$。如果用 n_0 表示系统阶次的真值,用 n 表示模型的阶次,那么,当 $n \leq n_0$ 时,随着 n 的增加,$J_{\min}(n)$ 将明显下降,而当 $n > n_0$ 后,随着 n 的增加,$J_{\min}(n)$ 值的变化并不显著。因此,我们可以取 $J_{\min}(n)$ 曲线下降开始变慢的值作为阶的估计。

这种方法虽然简单、容易理解,但有时 $J_{\min}(n)$ 曲线变化不明显,甚至出现不规则的起伏,因此很难定阶。一种改进方法是借助于数理统计中的“F 检验”确定 $J_{\min}(n)$ 曲线下降是否明显,从而确定模型的阶次。

(2) AIC 准则定阶

为了克服上述方法定阶的不确定性和人为性,日本学者赤池弘次(Akaike)提出了几种定阶准则。下面简单介绍实践中用得最多的 AIC 准则(Akaike's Information Criterion)。

AIC 准则是总结了时间序列建模发展过程,在企图对一个复杂的系统寻找近似建模的概率论证的大量探索启示下,借助于信息论而提出的一类定阶准则。

AIC 定阶准则:对于 $ARMA(n, m)$ 模型阶的估计是使 AIC 值最小的模型阶次。若 $\{\zeta(k)\}$ 为零均值的白噪声序列,AIC 具有较简单的形式:

$$\mathrm{AIC} = N\ln(\hat{\sigma}^2) + 2(n + m + 1) \tag{5.13}$$

其中 n, m 是模型的阶次;$\hat{\sigma}^2$ 是模型噪声 $\{\zeta(k)\}$ 方差的估计值,可以用下式计算

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{J(\hat{\theta})}{N} \tag{5.14}$$

其中,$\hat{\theta}$ 是参数 θ 的最小二乘估计值;$J(\hat{\theta})$ 是相应的目标函数值。

从 AIC 表达式(5.13)可见,因为 $\hat{\sigma}^2$ 表示模型精度,阶次 n 表示模型复杂程度,所以 AIC 准则定阶的基本思想是既要使模型误差小,又要模型阶次低,它权衡拟合精度和模型的复杂程度来得到一个合适的模型。

应用 AIC 准则定阶的具体步骤是:

① 依次取 $n = 1, 2, \cdots$; $m = 1, 2, \cdots$; $m \leq n$,用最小二乘法(或其他方法)估计参数值 $\hat{\theta}$,并计算

$$J(\hat{\theta}) = (\boldsymbol{Y}_N - \boldsymbol{X}_N\hat{\theta})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{Y}_N - \boldsymbol{X}_N\hat{\theta}) \tag{5.15}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{J(\hat{\theta})}{N}$$

② 由(5.13)式即 $\mathrm{AIC} = N\ln(\hat{\sigma}^2) + 2(n + m + 1)$ 计算 AIC。

③ **找出使 AIC 最小的 n, m 作为模型的阶次。**

5．系统纯时滞的辨识

考虑具有纯时滞的系统模型：

$$
\begin{aligned}
& y(k) + a_1 y(k-1) + \cdots + a_n y(k-n) \\
&= b_0 u(k-d) + \cdots + b_n u(k-d-n) + e(k)
\end{aligned}
\tag{5.16}
$$

系统纯时滞对系统控制特性有很大的影响。下面介绍两种辨识方法。

(1) **参数估计法**

先给定一个相当大的阶 $n'(n' \geq d+n)$，**构造模型来估计参数** $a_i', b_i'(i=1,\cdots,n')$，**若得到的估计量** $|b_0'|,\cdots,|b_{r-1}'|$ **数值很小，几乎可以忽略，而** $|\hat{b}_r'| \gg |b_i'|,(i=0,\cdots,r-1)$，**则可认为** r **就是纯时滞** d **的估计量** $\hat{d}=r$。**这是因为系统若存在纯时滞** d，**则输出** $y(k)$**是对** $u(k-d-1)$**的响应，或者说** $u(k-d),u(k-d+1),\cdots,u(k-1)$**都不能影响** k **时刻的响应** $y(k)$，**因此相应的系数应为** 0。

(2) **阶的检验法**

另一种方法是在辨识阶数和估计参数的同时辨识滞后步数 d，**即对任何一个设定的阶数** n，**假设不同** d **的值** $d=0,1,2,\cdots$，**然后进行参数估计，比较估计的残差平方总和** $J(n,d)$，**以** J **值最小的** d **做为时滞量的估计，因此要在定阶的同时搜索确定** d **的大小，如图** 5.2 **所示。**

图 5.2　结构辨识算法框图

6．闭环系统的可辨识性

前面介绍的参数估计方法，明显地或者隐含地要求系统的输入信号与输出端的噪声是不相关的。然而，除了少数系统是开环控制外，大多数被辨识对象是闭环系统中的一部分。例如，下面介绍的自校正控制系统都是反馈系统。由于存在反馈，系统输入信号与被控对象输出端的噪声将是相关的。在很多情况下，根据闭环条件下的观测数据辨识对象的模型参数时，可能会得到错误的结果。

70 **年代以后，许多学者开始研究闭环系统的辨识问题，研究结果表明，在一定的条件下可以在闭环状态下辨识对象模型。下面简单介绍最小二乘法的闭环辨识条件。**

考察图 5.3 **所示闭环控制系统，由扰动** $e(k)$**产生的输出** $y(k)$**为**

$$
y(k) = \frac{F(q^{-1})C(q^{-1})}{A(q^{-1})F(q^{-1}) + B(q^{-1})G(q^{-1})} e(k) = \frac{Q(q^{-1})}{P(q^{-1})} e(k) \tag{5.17}
$$

图 5.3　闭环系统的可辨识性

其中,

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \cdots + a_n q^{-n}$$

$$B(q^{-1}) = b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \cdots + b_n q^{-n}$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + c_2 q^{-2} + \cdots + c_n q^{-n}$$

$$F(q^{-1}) = 1 + f_1 q^{-1} + f_2 q^{-2} + \cdots + f_\mu q^{-\mu}$$

$$G(q^{-1}) = g_0 + g_1 q^{-1} + g_2 q^{-2} + \cdots + g_v q^{-v}$$

$$P(q^{-1}) = A(q^{-1}) F(q^{-1}) + B(q^{-1}) G(q^{-1}) = 1 + p_1 q^{-1} + p_2 q^{-2} + \cdots + p_l q^{-l}$$

$$Q(q^{-1}) = C(q^{-1}) F(q^{-1}) = 1 + q_1 q^{-1} + q_2 q^{-2} + \cdots + q_\gamma q^{-\gamma}$$

$$l = n + \max\{\mu, v\}$$

$$\gamma = n + \mu$$

闭环系统可辨识的第一个条件是闭环稳定,否则,$\{y(k)\}$不是平稳随机过程。因此下面设闭环系统是稳定的,由 $P(q^{-1}) = A(q^{-1}) F(q^{-1}) + B(q^{-1}) G(q^{-1})$得

$$\begin{aligned} & 1 + p_1 q^{-1} + p_2 q^{-2} + \cdots + p_l q^{-l} \\ = & (1 + a_1 q^{-1} + \cdots + a_n q^{-n})(1 + f_1 q^{-1} + \cdots + f_\mu q^{-\mu}) + \\ & (b_1 q^{-1} + \cdots + b_n q^{-n})(g_0 + g_1 q^{-1} + \cdots + g_v g^{-v}) \end{aligned} \tag{5.18}$$

比较(5.18)式两边 q^{-1}的同次幂的系数,可得下列方程组:

$$\begin{aligned} & a_1 + b_1 g_0 = p_1 - f_1 \\ & a_1 f_1 + a_2 + b_1 g_1 + b_2 g_0 = p_2 - f_2 \\ & a_1 f_2 + a_2 f_1 + a_3 + b_1 g_2 + b_2 g_1 + g_0 = p_3 - f_3 \\ & \cdots\cdots \\ & a_1 f_{j-1} + \cdots + a_n f_{j-n} + b_1 g_{j-1} + \cdots + b_n g_{j-n} = p_j - f_j \end{aligned} \tag{5.19}$$

其中

$$f_i = 0;\ g_i = 0 \quad i < 0 \quad f_0 = 1$$

写成矩阵形式

$$\boldsymbol{S}\theta = \alpha^* \tag{5.20}$$

其中

$$
\boldsymbol{S}=\begin{bmatrix}
1 & & & 0 & g_0 & & & 0\\
f_1 & 1 & & & g_1 & g_0 & & \\
f_2 & f_1 & \ddots & & \cdots & g_1 & \ddots & \\
\cdots & f_2 & \ddots & 1 & g_v & \cdots & \ddots & g_0\\
f_\mu & \cdots & \ddots & f_1 & & g_v & \cdots & g_1\\
 & f_\mu & \cdots & f_2 & & & \ddots & \cdots\\
 & & \ddots & \cdots & & & & g_v\\
 & 0 & & f_\mu & 0 & & &
\end{bmatrix},\quad
\theta=\begin{bmatrix} a_1\\ a_2\\ \cdots\\ a_n\\ b_1\\ \cdots\\ b_n \end{bmatrix},\quad
\alpha^*=\begin{bmatrix} p_1-f_1\\ p_2-f_2\\ \cdots\\ p_\mu-f_\mu\\ p_{\mu+1}\\ \cdots\\ p_{2n} \end{bmatrix}
$$

式(5.19)或(5.20)描述了调节器、闭环系统和被控对象三者参数之间的关系。根据线性方程组解的存在性可知,当 $\boldsymbol{S}$ 是 $2n\times 2n$ 方阵且秩等于 $2n$ 时,θ 有唯一解 $\theta=\boldsymbol{S}^{-1}\alpha^*$;当 $\boldsymbol{S}$ 的行数大于 $2n$ 而秩等于 $2n$ 时,θ 有唯一最小二乘解 $\theta=(\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S})^{-1}\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}\alpha^*$。总之,参数 θ 有解的条件是 $\boldsymbol{S}$ 的秩等于 $2n$,即 $\mathrm{rank}[\boldsymbol{S}]=2n$。从 $\boldsymbol{S}$ 的结构不难看出,只有当 μ 或 $v\geq n$ 时,$\boldsymbol{S}$ 的前 $2n$ 行才不存在全 0 行,这样才有可能使 $\boldsymbol{S}$ 的秩为 $2n$。

因此,被控对象参数 θ 闭环可辨识的条件是调节器的阶次 μ 或 v 等于或大于被控对象的阶次 n。确定自校正调节器的结构时,必须注意到这一点。

5.1.3 最小方差控制

设被控对象可以由下式描述:

$$
\begin{aligned}
y(k)+a_1y(k-1)+\cdots+a_ny(k-n)=\;&b_0u(k-m)+\cdots+b_nu(k-m-n)\\
&+e(k)+c_1e(k-1)+\cdots+c_ne(k-n)
\end{aligned}\tag{5.21}
$$

记

$$
\begin{aligned}
A(q^{-1})&=1+a_1q^{-1}+a_2q^{-2}+\cdots+a_nq^{-n}\\
B(q^{-1})&=b_0+b_1q^{-1}+b_2q^{-2}+\cdots+b_nq^{-n},\qquad b_0\neq 0\\
C(q^{-1})&=1+c_1q^{-1}+c_2q^{-2}+\cdots+c_nq^{-n}
\end{aligned}
$$

则控制对象的数学模型(5.21)写成

$$
A(q^{-1})y(k)=B(q^{-1})u(k-m)+C(q^{-1})e(k)\tag{5.22}
$$

从被控对象的数学模型可以看出,由于存在 m 步的纯滞后,k 时刻的控制 $u(k)$ 只能影响 $(k+m)$ 时刻的输出 $y(k+m)$。为了实现最优控制,很多控制策略是以预估控制为基础的,预估范围是系统的滞后 m。为了综合出能使输出方差最小的控制律 $u(k)$,就要预报出 $u(k)=0$ 时,$k+m$ 时刻的输出 $y(k+m,k)$,根据预报输出来计算适当的控制作用 $u(k)$。

由被控对象的数学模型(5.22)可以得到 $k+m$ 时刻的系统输出为

$$
y(k+m)=\frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(k)+\frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}e(k+m)\tag{5.23}
$$

其中 $\dfrac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}$ 可以展开为 q^{-1} 的无穷级数

$$
\frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}=1+d_1q^{-1}+d_2q^{-2}+\cdots
$$

因此，$y(k+m)$可以表示为 $e(k+m),\cdots,e(k),\cdots$的线性组合。显然，随机干扰 $e(k)$，$e(k-1),\cdots$与观测量 $y(k),y(k-1),\cdots$相关，受数学模型的制约。而 $e(k+1),\cdots,e(k+m)$与观测量无关。下面将$\dfrac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}e(k+m)$分解为与观测量相关和不相关两部分。为了实现这种分解，用长除法得到

$$\frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}=D(q^{-1})+\frac{q^{-m}E(q^{-1})}{A(q^{-1})}\tag{5.24}$$

其中，

$$D(q^{-1})=1+d_1q^{-1}+\cdots+d_{m-1}q^{-(m-1)}$$

$$E(q^{-1})=e_0+e_1q^{-1}+\cdots+e_{n-1}q^{-(n-1)}$$

则

$$y(k+m)=\frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(k)+\frac{E(q^{-1})}{A(q^{-1})}e(k)+D(q^{-1})e(k+m)\tag{5.25}$$

在(5.25)式中，扰动被分为两部分，第一部分由上式第二项表示，是干扰的过去值的线性组合，所以与观测量相关；第二部分由第三项表示，是干扰的将来值的线性组合，显然与当前已有的观测量无关。

设多项式的所有零点都在单位圆内或单位圆上，由被控对象的数学模型(5.22)得

$$e(k)=\frac{A(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k)-\frac{q^{-m}B(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k)\tag{5.26}$$

将(5.26)式代入(5.25)式并注意到(5.24)式得

$$\begin{aligned}y(k+m)&=\frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(k)+\frac{E(q^{-1})}{A(q^{-1})}\left[\frac{A(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k)-\frac{q^{-m}B(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k)\right]+D(q^{-1})e(k+m)\\&=\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k)+\frac{B(q^{-1})}{C(q^{-1})}\left[\frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}-\frac{q^{-m}E(q^{-1})}{A(q^{-1})}\right]u(k)+D(q^{-1})e(k+m)\\&=\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k)+\frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k)+D(q^{-1})e(k+m)\end{aligned}\tag{5.27}$$

在(5.27)式中，第一、二项是现时刻和以前的输出$\{y(k)\}$和输入$\{u(k)\}$，与 $e(k)$，$e(k-1),\cdots$有依赖关系；第三项是未来时刻的噪声$\{e(k+m)\}$，与$\{y(k)\}$，$\{u(k)\}$是不相关的。

现在的任务是设计一个向前 m 步的最优预报器 $\hat{y}(k+m,k)$，使得预报误差的方差最小，即目标函数为

$$\min J=\mathrm{E}\{[y(k+m)-\hat{y}(k+m,k)]^2\}\tag{5.28}$$

将(5.27)式代入(5.28)式得

$$\begin{aligned}J&=\mathrm{E}\left[\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k)+\frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k)+D(q^{-1})e(k+m)-\hat{y}(k+m,k)\right]^2\\&=\mathrm{E}\left[\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k)+\frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k)-\hat{y}(k+m,k)\right]^2\\&\quad+2\mathrm{E}\left\{\left[\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k)+\frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k)-\hat{y}(k+m,k)\right]D(q^{-1})e(k+m)\right\}\end{aligned}$$

$$+ \mathrm{E}\{[D(q^{-1})e(k+m)]^2\} \tag{5.29}$$

因为 $e(k+1),\cdots,e(k+m)$与 $y(k),y(k-1),\cdots$不相关,所以(5.29)式第二项为 0。第三项是随机噪声不可选择。因此,为了使预报误差方差最小,选择预报律使第一项为 0,即

$$y(k+m,k) = \frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k) + \frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k) \tag{5.30}$$

(5.30)式就是向前 m 步的最小方差预报律。

最小方差控制的目标函数为

$$\min J = \mathrm{E}\{[y(k+m) - y_r]^2\} \tag{5.31}$$

其中,y_r 是系统输出的设定值。将(5.27)式代入(5.31)式,得

$$\begin{aligned}
J &= \mathrm{E}\left\{\left[\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k) + \frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k) + D(q^{-1})e(k+m) - y_r\right]^2\right\} \\
&= \mathrm{E}\left\{\left[\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k) + \frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k) - y_r\right]^2\right\} \\
&\quad + 2\mathrm{E}\left\{\left[\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k) + \frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k) - y_r\right]D(q^{-1})e(k+m)\right\} \\
&\quad + \mathrm{E}\{[D(q^{-1})e(k+m)]^2\}
\end{aligned} \tag{5.32}$$

因为 $e(k+1),\cdots,e(k+m)$与 $y(k),y(k-1),\cdots$不相关,而 y_r 是确定量,与 $e(k),e(k+1),\cdots,e(k+m)$显然也不相关,所以(5.32)式第二项为 0。为了选择使输出方差最小,显然应使(5.32)式第一项为 0,即

$$\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k) + \frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k) - y_r = 0$$

所以,最小方差控制律为

$$u(k) = \frac{C(q^{-1})y_r - E(q^{-1})y(k)}{B(q^{-1})D(q^{-1})} \tag{5.33}$$

若设定值 $y_r = 0$,则最小方差控制律为

$$u(k) = -\frac{E(q^{-1})}{B(q^{-1})D(q^{-1})}y(k) \tag{5.34}$$

5.1.4 自校正调节器

如果已知系统的参数,可以由(5.33)或(5.34)式实现最小方差控制。但是,很多系统的参数是变化的,有的系统的参数是未知的。自校正调节器(Self-Tuning Regulator, STR)基于最小二乘法在线辨识系统参数,实现了最小方差控制。

一个最直观的实现方法是首先用最小二乘法辨识系统参数,然后再综合最小方差控制律。实际上,运用一些技巧可以简化上述运算,基本上省略求取最小方差控制律的计算量。减少计算量对于在线控制的实时性是非常重要的。为此,变换(5.34)式得

$$\frac{E(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(k) + \frac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})}u(k) = 0 \tag{5.35}$$

不难看出,(5.35)式中 $y(k)$和 $u(k)$前面的算子分别是最小方差预报律(5.30)中 $y(k)$和

$u(k)$前面的算子,因此,如果知道了预报律的参数,就可以得到控制律的参数。另一方面,被控对象的数学模型与最小方差预报律都是线性差分方程,因此,更直接的方法是用递推最小二乘法估计最小方差预报律的参数。根据最小方差预报律的结构,应选择预报模型为

$$\begin{aligned} & y(k+m)+\alpha_1 y(k)+\cdots+\alpha_P y(k-P+1) \\ & =\beta_0 u(k)+\beta_1 u(k-1)+\cdots+\beta_l u(k-l)+e(k+m) \end{aligned} \tag{5.36}$$

其中,m 是系统纯延迟步数,在线辨识 m 的计算量是相当大的,一般用离线辨识方法得到。预报模型的阶 P 和 l 应大于或等于过程的阶 n,否则,用低阶模型逼近原高阶模型会产生很大误差。$\{e(k)\}$表示过程的随机干扰以及模型不准产生的影响。

模型参数 β_0 根据经验设定或用试验的方法事先测定,不参加在线辨识。模型参数 $\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_P,\beta_1,\cdots,\beta_l$ 用递推最小二乘法在线估计。记

$$\theta=[\alpha_1 \quad \cdots \quad \alpha_P \quad \beta_1 \quad \cdots \quad \beta_l]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k)=[-y(k) \quad \cdots \quad -y(k-P+1) \quad u(k-1) \quad \cdots \quad u(k-l)]$$

则预报模型可以表示为

$$y(k+m)=\beta_0 u(k)+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k)\theta+e(k+m) \tag{5.37}$$

或

$$y(k)=\beta_0 u(k-m)+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k-m)\theta+e(k) \tag{5.38}$$

参数 θ 采用递推最小二乘法估计

$$\begin{aligned} & \hat{\theta}(k+1)=\hat{\theta}(k)+\boldsymbol{K}(k)[y(k)-\beta_0 u(k-m)-\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k-m)\hat{\theta}(k)] \\ & \boldsymbol{K}(k)=\boldsymbol{P}(k)\boldsymbol{x}(k-m)[\beta+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k-m)\boldsymbol{P}(k)\boldsymbol{x}(k-m)]^{-1} \\ & \boldsymbol{P}(k+1)=\frac{1}{\beta}\{\boldsymbol{P}(k)-\boldsymbol{K}(k)[\beta+\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(k-m)\boldsymbol{P}(k)\boldsymbol{x}(k-m)]^{-1}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}(k)\} \end{aligned} \tag{5.39}$$

当预报模型的参数估计 $\hat{\theta}$ 求得后,直接得到最小方差控制律为

$$u(k)=\frac{1}{\beta_0}[\alpha_1 y(k)+\cdots+\alpha_P y(k-P+1)-\beta_1 u(k-1)-\cdots-\beta_l u(k-l)] \tag{5.40}$$

可以证明,尽管预报模型与实际过程的方程形式不同,但自校正调节器的控制律将逐步收敛到参数已知时的最小方差控制律。调节器具有的这种特性称为自校正特性。

从最小方差控制律可以看出,最小方差控制会造成非最小相位系统不稳定。即使对于最小相位系统,由于对控制量没有限制,可能出现过大的控制信号,影响了控制品质。针对这个问题,D.W.Clarke 等提出了一种改进方案,将目标函数改为

$$\min J=\mathrm{E}\{[y(k+m)-y_r]^2+\mu u^2(k)\} \tag{5.41}$$

其中,y_r 可以是预先给定的时变轨线,μ 是常数。(5.41)式中的第二项是对控制量的加权项的控制,防止出现非常大的控制量。这种改进方案称为“广义最小方差控制”。在此基础上结合最小二乘法形成“自校正控制器”(Self-Tuning Controller, STC)。

5.1.5 自校正调节器应用实例

由于自校正调节器的计算简单,用微型机就可以完成,容易为广大工程技术人员掌

握,因此在工程实践中得到了广泛应用。例如,纸浆、造纸、矿石粉碎、二氧化钛窑水泥注料混合、混凝土搅拌、热交换器、精蒸塔 PH 值控制、醋酸蒸发器、醋酸乙烯合成反应器、大型油轮自动驾驶仪等。应用的范围虽然多种多样,但基本原理都是自校正思想。

下面介绍自校正调节器成功地应用于一个化工设备的实例——醋酸蒸发器液位自校正调节器[1]。

1 . 醋酸蒸发器的工艺

醋酸蒸发器装有醋酸液体,高压水蒸汽通过管道把醋酸加热蒸发为气体,改变水蒸气的流量可以调节醋酸的蒸发量。工艺上要求醋酸的蒸发量等于加入的醋酸量。因此必须使醋酸蒸发器中的液位保持在一个期望的常值上。醋酸蒸发器的工艺流程如图 5 .4 所示。

图 5 .4　醋酸蒸发器的工艺流程

这个生产装置容量大,所以惯性大,滞后时间长。当改变高压水蒸汽流量后,经过一定的滞后时间,醋酸的蒸发量变化才能得到响应,而醋酸蒸发量的液位还要经过一段较长的滞后时间才能响应。另外,这个系统经常受到高压水蒸汽压力波动等随机干扰的影响。

该装置原采用 PID 数字控制器来调节高压水蒸汽流量,由于存在较长的滞后时间和随机干扰,影响了调节品质,而采用自校正调节器取得了显著的效果。

2 . 自校正调节器初步设计

自校正调节器在正式投入现场运行之前,必须选择有关参数,这些参数的确定大体上分三步进行:

① 通过工艺分析确定这些参数的一个大致范围;

② 利用计算机仿真来缩小参数的取值范围;

③ 利用在线开环跟踪和闭环实验来确定各参数的准确值。

根据工艺要求,选择醋酸蒸发器的液位作为输出变量 y,选择高压水蒸汽的阀门开度作为输入变量 u,液位的期望值为 $y_r = 1.6\text{m}$。自校正控制的目标函数为

$$J = \mathrm{E}\{[y(k+m) - y_r]^2\} \tag{5.42}$$

根据(5 .36)式可以建立醋酸液位 y 的预报模型为:

$$y(k+m)+\alpha_1 y(k)+\cdots+\alpha_p y(k-p+1)$$
$$=\beta_0 u(k)+\cdots+\beta_l u(k-l)+e(k+m) \quad (5.43)$$

通过对醋酸蒸发器生产过程的观察和分析,根据蒸发过程的变化快慢,初步选取采样周期在 3s 到 300s 范围内。实践中,如果采样周期过长,往往降低模型精度,同时当系统变化或者受到干扰时,因为不能及时得到反应和控制,从而使调节品质变坏。如果采样周期过短往往增加计算机的运算和存储量,有时还会使模型的部分参数过分灵敏。

通过工艺分析可知,一般蒸发器可以用一个一阶惯性环节加纯滞后来近似描述,为了更精确些,选取蒸发器模型的阶次 n 为 2 或 3 且预报模型的阶 $P=n$, $l=n+m-1$。通过查阅生产记录和进行阶跃输入实验得到滞后时间 m,在醋酸蒸发器上实验的结果是,一般滞后的时间为 23min,有时 5min,也有时 1min,这与实验的工况及 u 的变化幅度有关。

根据递推最小二乘法的知识,参数初值可取 $\hat{\theta}_0=0$,协方差矩阵初值 $\boldsymbol{P}=\alpha^2\boldsymbol{I}$, $\alpha^2=10^5 \sim 10^{10}$,遗忘因子 $\beta=0.991$。

3. 自校正调节器参数的实验调整

通过上述工艺分析只能给出各参数取值的大致范围,还必须利用计算机仿真、开环跟踪和闭环实验进一步确定各参数准确值。

在醋酸蒸发器上,对采样周期 T 从 8s 到 300s 之间进行实验结果是 $T=30$s 效果较好。对 $n=2$ 与 $n=3$ 都进行了实验,这两种情况下预报的输出差不多, $n=2$ 时预报的输出值更接近醋酸蒸发器的实际输出值,可以取 $n=2$。滞后时间从 1min 到 5min 之间作了实验,以 120s 较好,由于 $T=30$s,可以取 $m=4$。通过反复实验选定参数 $\beta_0=0.5$; $\hat{\theta}_0=0$; $P_0=10^8\boldsymbol{I}$; $\beta=0.99$。于是醋酸蒸发器液位的预报模型为:

$$y(k+4)+\alpha_1 y(k)+\alpha_2 y(k-1)=0.5u(k)+\beta_1 u(k-1)+\beta_2 u(k-2)$$
$$+\beta_3 u(k-3)+e(k+4) \quad (5.44)$$

使用递推最小二乘法(5.37)式和(5.39)式估计参数

$$\hat{\theta}_k=[\hat{\alpha}_1,\hat{\alpha}_2,\hat{\beta}_1,\hat{\beta}_2,\hat{\beta}_3]^{\mathrm{T}}$$

自校正调节器的控制律为

$$u(k)=2[1.6+\hat{\alpha}_1(k)y(k)+\hat{\alpha}_2(k)y(k-1)-\hat{\beta}_1(k)u(k-1)$$
$$-\hat{\beta}_2(k)u(k-2)-\hat{\beta}_3(k)u(k-3)] \quad (5.45)$$

4. 控制效果

这个自校正调节器已经代替了 PID 数字调节器,取得了显著的效果。由运行中的醋液生产记录曲线可以看出,液位与设定值 $y_r=1\ 600$mm 之间的偏差,在 PID 数字调节器控制下大约为±30mm,而在自校正调节器的控制下在±5mm 以内。

5.2 模糊控制

1965 年美国自动控制理论专家 L.A.Zadeh 首次提出了模糊集合理论,1974 年英国 E.H.Mamdani 首先将模糊控制应用于锅炉和蒸汽机的自动控制。目前,模糊控制(Fuzzy Control)作为 90 年代的高新技术,得到非常广泛的应用,被公认为简单而有效的控制技术。

5.2.1 模糊控制系统的组成

模糊控制是一种以模糊数学为基础的计算机数字控制。模糊控制系统的组成类同于一般的数字控制系统,如图 5.5 所示。

图 5.5 模糊控制系统框图

与一般的计算机控制系统相比,模糊控制系统的控制器是模糊控制器。模糊控制器是模糊控制系统的核心。它是基于模糊条件语句描述的语言控制规则,所以又称为模糊语言控制器。本节以一个典型的二维模糊控制器为例。扼要介绍模糊控制器的工程设计及应用方法。必须指出,本节给出的二维模糊控制器本身具有相当的普遍性和实用性。

5.2.2 模糊控制器的输入输出变量及其模糊化

1.模糊控制器的输入、输出变量

模糊控制器是模仿人的一种控制。因此,我们可以考察一下人工控制的过程。在人工控制过程中,一般根据被控量的误差 E,误差的变化 EC 和误差变化的变化即误差变化的速率 ER 进行决策。人对误差最敏感,其次是误差的变化,再次是误差变化的速率。因此,模糊控制器的输入变量通常取 E 或 E 和 EC 或 E, EC 和 ER,分别构成所谓一维、二维、三维模糊控制器。一维模糊控制器的动态性能不佳,通常用于一阶被控对象;二维模糊控制器的控制性能和控制复杂性都比较好,是目前广泛采用的一种形式。

一般选择控制量的增量作为模糊控制器的输出变量。

2.描述输入和输出变量的词集

在模糊控制中,输入输出变量大小是以语言形式描述的,因此要选择描述这些变量的词汇。我们的日常语言中对各种事物和变量的描述,总是习惯于分为三个等级,如物体的大小分为大、中、小;运动的速度分为快、中、慢;年龄的大小分为老、中、青;人的身高分为高、中、矮;产品的质量分为优、中、劣(或一、二、三等)。所以,一般都选用"大、中、小"三个

词汇来描述模糊控制器的输入、输出变量的状态,再加上正负两个方向和零状态,共有七个词汇:

{负大,负中,负小,零,正小,正中,正大}

一般用这些词的英文字头缩写为:

{NB,NM,NS,O,PS,PM,PB}

一般情况下,选择上述七个词汇比较合适,但也可以多选或少选。选择较多的词汇可以精确描述变量,提高控制精度,但使控制规则变得复杂;选择的词汇过少使变量的描述太粗糙,导致控制器性能变坏。

为了提高系统稳态精度,通常在误差接近于零时增加分辨率,将“零”又分为“正零”和“负零”,因此,描述误差变量的词集一般取为:

{负大,负中,负小,负零,正零,正小,正中,正大}

用英文字头简记为:

{NB,NM,NS,NO,PO,PS,PM,PB}

注意,上述“零”、“负零”、“正零”和其他词汇一样,都是描述了变量的一个区域。

3.变量的模糊化

某个变量变化的实际范围称为该变量的基本论域。记误差的基本论域为$[-x_e, x_e]$,误差变化的基本论域为$[-x_c, x_c]$,模糊控制器的输出变量(系统的控制量)的基本论域为$[-y_u, y_u]$。显然,基本论域内的量是精确量,因而模糊控制器的输入和输出都是精确量,但是模糊控制算法需要模糊量。因此,输入的精确量(数字量)需要转换为模糊量,这个过程称为“模糊化”(Fuzzification);另一方面,模糊算法所得到的模糊控制量需要转换为精确的控制量,这个过程称为“清晰化”或者“反模糊化”(Defuzzification)。

比较实用的模糊化方法是将基本论域分为 n 个档次,即取变量的模糊子集论域为

$$\{-n, -n+1, \cdots, 0, \cdots, n-1, n\}$$

从基本论域$[a, b]$到模糊子集论域$[-n, n]$的转换公式为

$$y = \frac{2n}{b-a}\left(x - \frac{a+b}{2}\right) \tag{5.46}$$

增加论域中的元素个数可提高控制精度,但增大了计算量,而且模糊控制效果的改善并不显著。一般选择模糊论域中所含元素个数为模糊语言词集总数的二倍以上,确保诸模糊集能较好地覆盖论域,避免出现失控现象。例如在选择上述七个词汇情况下,可选择 E 和 EC 的论域均为

$$\{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$$

选择模糊控制器的输出变量即系统的控制量 U 的论域为

$$\{-7, -6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$$

4.隶属度

为了实现模糊化,要在上述离散化了的精确量与表示模糊语言的模糊量之间建立关系,即确定论域中的每个元素对各个模糊语言变量的隶属度。

隶属度是描述某个确定量隶属于某个模糊语言变量的程度。例如,在上述 E 和 EC 的论域中,6 隶属于 PB(正大),隶属度为 1.0; +5 也隶属于 PB,但隶属度要比 +6 差,可取为 0.8; +4 属于 PB 的程度更小,隶属度可取为 0.4;显然,0～ -6 就不属于 PB 了,所以隶属度取为 0。

确定隶属度要根据实际问题的具体情况。实验研究结果表明,人进行控制活动时的模糊概念一般可以用正态型模糊变量描述。下面给出常用的确定模糊变量隶属度 μ 的赋值表[5],如表 5.15.3。

表 5.1　模糊变量 E 的赋值表

e μ E	-6	-5	-4	-3	-2	-1	-0	+0	+1	+2	+3	+4	+5	+6
PB	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.4	0.8	1.0
PM	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.7	1.0	0.7	0.2
PS	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0.8	1.0	0.5	0.1	0	0
PO	0	0	0	0	0	0	0	1.0	0.6	0.1	0	0	0	0
NO	0	0	0	0	0.1	0.6	1.0	0	0	0	0	0	0	0
NS	0	0	0.1	0.5	1.0	0.8	0.3	0	0	0	0	0	0	0
NM	0.2	0.7	1.0	0.7	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NB	1.0	0.8	0.4	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

表 5.2　模糊变量 EC 的赋值表

ec μ EC	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	+1	+2	+3	+4	+5	+6
PB	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.4	0.8	1.0
PM	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.7	1.0	0.7	0.2
PS	0	0	0	0	0	0	0	0.9	1.0	0.7	0.2	0	0
O	0	0	0	0	0	0.5	1.0	0.5	0	0	0	0	0
NS	0	0	0.2	0.7	1.0	0.9	0	0	0	0	0	0	0
NM	0.2	0.7	1.0	0.7	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0
NB	1.0	0.8	0.4	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

表 5.3 模糊变量 *U* 的赋值表

μ \ u / U	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	+1	+2	+3	+4	+5	+6	+7
PB	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.4	0.8	1.0
PM	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.7	1.0	0.7	0.2	0
PS	0	0	0	0	0	0	0	0.4	1.0	0.8	0.4	0.1	0	0	0
O	0	0	0	0	0	0	0.5	1.0	0.5	0	0	0	0	0	0
NS	0	0	0	0.1	0.4	0.8	1.0	0.4	0	0	0	0	0	0	0
NM	0	0.2	0.7	1.0	0.7	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NB	1.0	0.8	0.4	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

5.2.3 建立模糊控制规则

模糊控制是语言控制,因此要用语言归纳专家的手动控制策略,从而建立模糊控制规则表。手动控制策略一般都可以用条件语句加以描述。条件语句的基本类型为

if A or B and C or D then E

例如水温控制规则之一为

若 水温高或偏高,且温度上升快或较快,

则 加大冷水流量

用条件语句表达为

if E = NB or NM and EC = NB or NM

then U = PB

下面推荐一种根据系统输出的误差及误差的变化趋势,消除误差的模糊控制规则。该规则用下述 21 条模糊条件语句来描述,基本总结了众多的被控对象手动操作过程中,各种可能出现的情况和相应的控制策略,其中误差 E,误差变化 EC 及控制量 U 对于不同的被控对象有着不同的物理意义。例如,锅炉的压力与加热的关系;气轮机转速与阀门开度的关系;反应堆的热交换关系;飞机、轮船的航向与舵的关系;卫星的姿态与作用力的关系等等。

1. if E = NB or NM and EC = NB or NM then U = PB
2. if E = NB or NM and EC = NS or O then U = PB
3. if E = NB or NM and EC = PS then U = PM
4. if E = NB or NM and EC = PM or PB then U = O
5. if E = NS and EC = NB or NM then U = PM
6. if E = NS and EC = NS or O then U = PM
7. if E = NS and EC = PS then U = O
8. if E = NS and EC = PM or PB then U = NS
9. if E = NO or PO and EC = NB or NM then U = PM

10 . if E = NO or PO and EC = NS then U = PS

11 . if E = NO or PO and EC = O then U = O

12 . if E = NO or PO and EC = PS then U = NS

13 . if E = NO or PO and EC = PM or PB then U = NM

14 . if E = PS and EC = NB or NM then U = PS

15 . if E = PS and EC = NS then U = O

16 . if E = PS and EC = O or PS then U = NM

17 . if E = PS and EC = PM or PB then U = NM

18 . if E = PM or PB and EC = NB or NM then U = O

19 . if E = PM or PB and EC = NS then U = NM

20 . if E = PM or PB and EC = O or PS then U = NB

21 . if E = PM or PB and EC = PM or PB then U = NB

上述 21 条模糊条件语句可以归纳为模糊控制规则表 5.4。

表 5.4　模糊控制规则表

E \ U \ EC	PB	PM	PS	O	NS	NM	NB
PB	NB	NB	NB	NB	NM	O	O
PM	NB	NB	NB	NB	NM	O	O
PS	NM	NM	NM	NM	O	PS	PS
PO	NM	NM	NS	O	PS	PM	PM
NO	NM	NM	NS	O	PS	PM	PM
NS	NS	NS	O	PM	PM	PM	PM
NM	O	O	PM	PB	PB	PB	PB
NB	O	O	PM	PB	PB	PB	PB

5.2.4　模糊关系与模糊推理

模糊控制规则实际上是一组多重条件语句,可以表示为从误差论域到控制量论域的模糊关系矩阵 $\boldsymbol{R}$。通过误差的模糊向量 E'和误差变化的模糊向量 EC'与模糊关系 $\boldsymbol{R}$ 的合成进行模糊推理,得到控制量的模糊向量,然后采用“清晰化”方法将模糊控制向量转换为精确量。

根据模糊集合和模糊关系理论,对于不同类型的模糊规则可用不同的模糊推理方法。

1 . 对 if *A* then *B* 类型的模糊规则的推理

若已知输入为 A,则输出为 B;若现在已知输入为 A',则输出 B'用合成规则求取

$$B' = A' \quad \boldsymbol{R} \tag{5.47}$$

其中模糊关系 R 定义为

$$\mu_R(x, y) = \min[\mu_A(x), \mu_B(y)] \tag{5.48}$$

例如,已知当输入的模糊集合 A 和输出的模糊集合 B 分别为

$$A = 1.0/a_1 + 0.8/a_2 + 0.5/a_3 + 0.2/a_4 + 0.0/a_5$$

$$B = 0.7/b_1 + 1.0/b_2 + 0.6/b_3 + 0.0/b_4$$

这里采用模糊集合的 Zadeh 表示法,其中 a_i, b_i 表示模糊集合所对应的论域中的元素,而 μ_i 表示相应的隶属度,“/ ”不表示分数的意思。

$$\boldsymbol{R} = A \times B = \begin{bmatrix} 1.0 \cap 0.7 & 1.0 \cap 1.0 & 1.0 \cap 0.6 & 1.0 \cap 0.0 \\ 0.8 \cap 0.7 & 0.8 \cap 1.0 & 0.8 \cap 0.6 & 0.8 \cap 0.0 \\ 0.5 \cap 0.7 & 0.5 \cap 1.0 & 0.5 \cap 0.6 & 0.5 \cap 0.0 \\ 0.2 \cap 0.7 & 0.2 \cap 1.0 & 0.2 \cap 0.6 & 0.2 \cap 0.0 \\ 0.0 \cap 0.7 & 0.0 \cap 1.0 & 0.0 \cap 0.6 & 0.0 \cap 0.0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.7 & 1.0 & 0.6 & 0.0 \\ 0.7 & 0.8 & 0.6 & 0.0 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.0 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \end{bmatrix}$$

则当输入

$$A' = 0.4/a_1 + 0.7/a_2 + 1.0/a_3 + 0.6/a_4 + 0.0/a_5$$

B'由下式求取:

$$B' = A' \circ \boldsymbol{R} = \begin{bmatrix} 0.4 \\ 0.7 \\ 1.0 \\ 0.6 \\ 0.0 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \circ \begin{bmatrix} 0.7 & 1.0 & 0.6 & 0.0 \\ 0.7 & 0.8 & 0.6 & 0.0 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.0 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} &= [(0.4 \cap 0.7) \cup (0.7 \cap 0.7) \cup (1.0 \cap 0.5) \cup (0.6 \cap 0.2) \cup (0.0 \cap 0.0), \\ &\quad (0.4 \cap 1.0) \cup (0.7 \cap 0.8) \cup (1.0 \cap 0.5) \cup (0.6 \cap 0.2) \cup (0.0 \cap 0.0), \\ &\quad (0.4 \cap 0.6) \cup (0.7 \cap 0.6) \cup (1.0 \cap 0.5) \cup (0.6 \cap 0.2) \cup (0.0 \cap 0.0), \\ &\quad (0.4 \cap 0.0) \cup (0.7 \cap 0.0) \cup (1.0 \cap 0.0) \cup (0.6 \cap 0.0) \cup (0.0 \cap 0.0)] \\ &= [(0.4 \quad 0.7 \quad 0.5 \quad 0.2 \quad 0.0), (0.4 \quad 0.7 \quad 0.5 \quad 0.2 \quad 0.0), \\ &\quad (0.4 \quad 0.6 \quad 0.5 \quad 0.2 \quad 0.0), (0.0 \quad 0.0 \quad 0.0 \quad 0.0 \quad 0.0)] \\ &= (0.7, 0.7, 0.6, 0.0) \end{aligned}$$

则 $B' = 0.7/b_1 + 0.7/b_2 + 0.6/b_3 + 0.0/b_4$

在上述运算中,“ $\cap$ ”为取小运算,“ $\cup$ ”为取大运算。

由于系统的控制规则库是由若干条规则组成的,对于每一条推理规则都可以得到一个相应的模糊关系, n 条规则就有 n 个模糊关系: $\boldsymbol{R}_1$, $\boldsymbol{R}_2$, …, $\boldsymbol{R}_n$, 对于整个系统的全部控制规则所对应的模糊关系 $\boldsymbol{R}$ 可对 n 个模糊关系 $\boldsymbol{R}_i$ $(i = 1, 2, \cdots, n)$ 取“ 并 ”操作得到,即

$$\boldsymbol{R} = \boldsymbol{R}_1 \cup \boldsymbol{R}_2 \cup \cdots \cup \boldsymbol{R}_n = \bigcup_{i=1}^{n} \boldsymbol{R}_i \tag{5.49}$$

5.2.5 模糊控制向量的模糊判决——“清晰化”

由上述得到的控制量是一个模糊集合,需要采用“清晰化”方法将模糊控制向量转换为精确量。下面介绍两种简单实用的方法。

1. 最大隶属度法

这种方法是在模糊控制向量中,取隶属度最大的控制量作为模糊控制器的控制量。例如,当得到模糊控制向量为

$$U' = 0.1/2 + 0.4/3 + 0.7/4 + 1.0/5 + 0.7/6 + 0.3/7$$

由于控制量隶属于等级 5 的隶属度为最大,所以取控制量为

$$U = 5$$

这种方法的优点是简单易行,缺点是完全排除了其他隶属度较小的控制量的影响和作用,没有充分利用取得的信息。

2. 加权平均判决法

为了克服最大隶属度法的缺点,可以采用加权平均判决法,即

$$U = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu(u_i)\, u_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu(u_i)} \tag{5.50}$$

例如

$$U' = 0.1/2 + 0.8/3 + 1.0/4 + 0.8/5 + 0.1/6$$

则

$$U = \frac{2 \times 0.1 + 3 \times 0.8 + 4 \times 1.0 + 5 \times 0.8 + 6 \times 0.1}{0.1 + 0.8 + 1.0 + 0.8 + 0.1} = 4$$

5.2.6 模糊控制表

模糊关系、模糊推理以及模糊判决的运算可以离线进行,最后得到模糊控制器输入量的量化等级 E, EC 与输出量即系统控制量的量化等级 U 之间的确定关系,这种关系通常称为“控制表”。对应于 5.2.3 节中的 21 条控制规则的“控制表”如表 5.5 所示。

表 5.5　模糊控制表

EC U E	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	+1	+2	+3	+4	+5	+6
-6	7	6	7	6	7	7	7	4	4	2	0	0	0
-5	6	6	6	6	6	6	6	4	4	2	0	0	0
-4	7	6	7	6	7	7	7	4	4	2	0	0	0
-3	7	6	6	6	6	6	6	3	2	0	-1	-1	-1
-2	4	4	4	5	4	4	4	1	0	0	-1	-1	-1
-1	4	4	4	5	4	4	1	0	0	0	-3	-2	-1
-0	4	4	4	5	1	1	0	-1	-1	-1	-4	-4	-4
+0	4	4	4	5	1	1	0	-1	-1	-1	-4	-4	-4
+1	2	2	2	2	0	0	-1	-4	-4	-3	-4	-4	-4
+2	1	2	1	2	0	-3	-4	-4	-4	-3	-4	-4	-4
+3	0	0	0	0	-3	-3	-6	-6	-6	-6	-6	-6	-6
+4	0	0	0	-2	-4	-4	-7	-7	-7	-6	-7	-6	-7
+5	0	0	0	-2	-4	-4	-6	-6	-6	-6	-6	-6	-6
+6	0	0	0	-2	-4	-4	-7	-7	-7	-6	-7	-6	-7

模糊控制表可以离线求出,作为文件存储在计算机中,计算机实时控制时只要将A/D得到的误差 e 和误差的变化 ec 进行量化,得到相应的等级 E 和 EC,然后从文件中直接查询所需采取的控制策略。

5.2.7　确定实际的控制量

显然,实际的控制量 u 应为从控制表中查到的量化等级 U 乘以比例因子。设实际的控制量 u 的变化范围为 $[a, b]$,量化等级为 $\{-n, -n+1, \cdots, 0, \cdots, n-1, n\}$,则实际的控制量应为

$$u = \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2n}U \tag{5.51}$$

若 $a = -y_u$, $b = y_u$,则

$$u = \frac{y_u}{n}U \tag{5.52}$$

例如,在上述二维模糊控制器中当 E 和 EC 的量化等级分别为 -3, $+1$ 时,由控制表查得 $U = 3$,模糊控制器输出的实际控制量应为 $u = \frac{3}{7}y_u$。

5.2.8 模糊控制算法的工程实现

根据上述模糊控制原理,可以用多种方法实现模糊控制算法。

1. 查表法

查表法是模糊控制应用最早、最广的方法。这种方法是离线完成模糊推理,得到模糊控制表,例如表 5.5,然后将模糊控制表存入计算机,在线控制时只要进行简单的查表操作,一般的单片机就能完成,而且实时性好。目前模糊控制家电产品大都采用这种方法。查表法的缺点是当改变模糊控制规则和隶属函数时,则需要重新计算模糊控制表。

2. 软件模糊推理法

这种方法是将模糊控制的全过程都用软件实现,在线进行输入量模糊化、模糊推理、模糊决策过程。目前美、日、德等国已经研制了多种模糊控制软件,以供各种应用程序的移植。

3. 模糊控制器专用芯片

用硬件实现模糊控制的特点是实时性好、控制精度高。目前模糊控制器专用芯片已经商品化,在伺服系统、机器人、汽车等控制中得到广泛应用。随着模糊控制的广泛应用,模糊控制专用芯片的价格将不断降低。

5.2.9 酚醛树脂聚合反应温度模糊控制

1. 酚醛树脂聚合反应过程特性分析[67]

酚醛树脂是含有羟甲基酚的高分子聚合物,经桐油改性,具有良好的电气、机械性能,是生产印刷电路板的重要原料,酚醛树脂的聚合反应生产过程是在间歇式反应釜中进行的,釜内有回流式搅拌器,釜外有套层,其结构如图 5.6 所示。

夹套中通以一定的高压蒸汽加热,直到预定的反应温度。这时釜内按一定配比的苯酚、甲醛等原料,在碱性触酶作用下,生成一羟甲基酚、二羟甲基酚、三羟甲基酚等链分子结构,它们之间又自行或相互进行反应,生成羟甲基酚,并伴有水和热量放出。这种聚合反应不仅发生化学变化,而且还发生相应的物理变化,是一种强烈的放热反应。聚合反应的放热速率与反应温度之间是一种正反馈自激的关系,也就是说,若某种扰动使反应温度有所增加,聚合反应的速率就会增加,放热速率也随之增加,会使反应温度进一步上升,如此循环下去,甚至会引起所谓的' 聚爆 '现象。可见,聚合反应的放热速率与反应温度之间存在着强烈的非线性特性。

按生产工艺的要求,酚醛树脂的聚合过程包含有升温段、恒温段、真空脱水段、第二升温段、等二恒温段和冷却段等 6 个过程,其中恒温段是工艺的关键过程,如果反应温度偏高或偏低都会影响产品的质量,这就要求聚合反应必须维持在恒定温度下进行。为了能做到这一点,通常是在夹套中通以适量的冷却剂,把聚合反应释放出来的多余的热量及时

图 5.6　间隙式反应釜结构

移走,并保持移热速率等于聚合反应的放热速率。由于聚合过程释放热量的非线性特点,夹套中有时要通以大量循环冷却水,有时要在夹套中闷水,有时又要放空夹套等等。随着聚合过程的进行,反应釜内壁的粘釜层加厚,间歇式反应釜的传热方式和传热系数都将发生变化。因此酚醛树脂的聚合反应是一种非线性,时变的复杂过程,人工手动操作不仅劳动强度大,而且产品质量难以保证。下面介绍聚合过程的恒温控制模糊控制算法。

2.模糊控制器设计

聚合度是衡量酚醛树脂产品质量的指标,但由于传感器的限制,选取与聚合度密切相关的反应温度作为被控制量,冷却流量阀门开度作为控制量。考虑到恒温段有非线性、时变等特点,采用模糊控制理论,通过总结操作人员对过程的操作和控制的经验,用模糊条件语句构成控制规则,采用极大极小合成运算的原理,从而可得到一个模糊控制模型。

选用二维输入、单维输出结构模式的模糊控制器,取偏差 E(实际温度与设定温度值之差),偏差变化率 EC 作为输入信息,二者皆可用模糊语言变量表示为负大(NB),负中(NM),负小(NS),负零(NO),正零(PO),正小(PS),正中(PM),正大(PB)。控制变量 U 为冷却水阀门开度全开(PB),中开(PM),小开(PS),全关夹套闷水(PO),全关夹套放空(NO)。

根据控制精度的要求,可以给出个模糊变量的赋值表,如表 5.6,表 5.7 和表 5.8 所示。

表 5.6　模糊变量 *E* 的赋值表

μ e \ E	NB	NM	NS	NO	PO	PS	PM	PB
-15	1.0	0.2	0	0	0	0	0	0
-14	0.9	0.4	0	0	0	0	0	0
-13	0.8	0.6	0	0	0	0	0	0
…								
-3	0	0	0.8	0.6	0	0	0	0
-2	0	0	0.6	0.8	0	0	0	0
-1	0	0	0.4	0.9	0	0	0	0
-0	0	0	0.2	1.0	0	0	0	0
+0	0	0	0	0	1.0	0.2	0	0
+1	0	0	0	0	0.9	0.4	0	0
+2	0	0	0	0	0.8	0.6	0	0
+3	0	0	0	0	0.6	0.8	0	0
…								
+13	0	0	0	0	0	0	0.6	0.8
+14	0	0	0	0	0	0	0.4	0.9
+15	0	0	0	0	0	0	0.2	1.0

表 5.7　模糊变量 *EC* 的赋值表

μ EC \ ec	-3	-2	-1	-0	+0	+1	+2	+3
NB	1.0	0.2	0	0	0	0	0	0
NM	0.2	1.0	0.2	0	0	0	0	0
NS	0	0.2	1.0	0.2	0	0	0	0
NO	0	0	0.2	1.0	0.2	0	0	0
PO	0	0	0	0.2	1.0	0.2	0	0
PS	0	0	0	0	0.2	1.0	0.2	0
PM	0	0	0	0	0	0.2	1.0	0.2
PB	0	0	0	0	0	0	0.2	1.0

表 5.8　模糊变量 *U* 的赋值表

μ \ u / U	1	2	3	4	5
NO	1.0	0.2	0	0	0
PO	0.2	1.0	0.2	0	0
PS	0	0.2	1.0	0.2	0
PM	0	0	0.2	1.0	0.2
PB	0	0	0	0.2	1.0

在酚醛树脂聚合反应恒温控制过程中,通过对生产现场控制、操作的成功和失败经验进行加工,得到如表 5.9 所示的模糊控制规则表。

表 5.9　模糊控制规则表

E / U / EC	NB	NM	NS	NO	PO	PS	PM	PB
NB	*	*	PO	PO	PO	PO	PO	*
NM	NO	PO	PO	PO	PO	PO	PO	PO
NS	NO	PO	PO	PO	PO	PO	PO	PO
NO	NO	PO	PO	PO	PO	PO	PO	PO
PO	PS	PM	PB	PB	PB	PB	PB	PB
PS	PS	PM	PB	PB	PB	PB	PB	PB
PM	PM	PM	PB	PB	PB	PB	PB	PB
PB	*	*	*	*	PB	PB	PB	*

注: * 表示一般不运行于该状态

结合表 5.6,表 5.7,表 5.8 和表 5.9,经计算机大量计算可得到控制表 5.10。

将表 5.10 中的数据存放到过程控制计算机的内存中,便可以在线使用。设输出值 *Y* 是与反应釜实测温度对应的数字量 Δe, *S* 是聚合反应过程所要求的反应温度值(数字量),计算机将 *Y* 值与给定值 *S* 相比较,得出温度偏差数字量 Δe,经计算机处理可以取得偏差变化的数字量 $\Delta e(\Delta e = \Delta e_i - \Delta e_{i-1})$,$\Delta e$ 与 Δe 经过量化转换并查询模糊控制表即可得到所需的控制量,再乘以量化因子得到实际控制量,用以控制冷却水阀门的开度,达到控制的目的。

表 5.10 模糊控制表

e \ U \ ec	-3	-2	-1	-0	+0	+1	+2	+3
-15	3	1	1	1	3	3	4	5
-14	3	1	1	1	3	3	4	4
-13	3	1	1	1	3	3	4	4
…								
-3	2	2	2	2	5	5	5	5
-2	2	2	2	2	5	5	5	5
-1	2	2	2	2	5	5	5	5
-0	2	2	2	2	5	5	5	5
+0	2	2	2	2	5	5	5	5
+1	2	2	2	2	5	5	5	5
+2	2	2	2	2	5	5	5	5
+3	2	2	2	2	5	5	5	5
…								
+13	2	2	2	2	5	5	5	5
+14	2	2	2	2	5	5	5	5
+15	2	2	2	2	5	5	5	5

5.3 神经网络控制

神经网络是由众多简单的神经元连接而成的一个网络。尽管每个神经元结构、功能都不复杂,但网络的整体动态行为则是极为复杂的,可以组成高度非线性动力学系统,从而可以表达很多复杂的物理系统。由于神经网络具有大规模并行处理能力和自适应、自组织、自学习能力以及分布式存储等特点,在自动控制中展现了广阔的应用前景。

5.3.1 神经元数理模型及其学习算法

1. 生物神经元结构

从生物控制与信息处理的角度看,神经元结构如图 5.7 所示。

细胞体由细胞核、细胞质、细胞膜等组成。由细胞体向外伸出的最长的一条分支称为轴突,即神经纤维。轴突是用来传递和输出信息的,其端部的许多轴突末梢为信号输出端子,将神经冲动传出到其他神经元。由细胞体向外伸出的其他许多较短的分支称为树突。树突相当于细胞的输入端,树突的全长各点都能接收其他神经元的冲动。神经冲动只能

图 5.7　神经元构造

由前一级神经元的轴突末梢传向下一级神经元的树突或细胞体,不能作反方向的传递。

神经元具有两种常规工作状态:兴奋与抑制,即满足"0—1"律。当传入的神经冲动使细胞膜电位升高超过阈值时,细胞进入兴奋状态,产生神经冲动并由轴突输出;当传入的冲动使膜电位下降低于阈值时,细胞进入抑制状态,没有神经冲动输出。

2. 神经元数学模型

根据神经元的结构和功能,从40年代开始先后提出的神经元模型有几百种之多。下面介绍神经元的一种所谓标准、统一的数学模型[9],它由三部分组成,即加权求和、线性环节和非线性函数映射,如图5.8所示。图5.8中,$y_i(t)$为神经元的输出,θ_i为神经元的阈值,a_{ij},b_{ik}为权值,$u_k(t)(k=1,2,\cdots,M)$为外部输入;$y_j(t)(j=1,2,\cdots,N)$为其他神经元的输出。

图 5.8　神经元数学模型

(1) 加权求和

$$v_i(t) = \sum_{j=1}^{N} a_{ij}y_j(t) + \sum_{k=1}^{M} b_{ik}u_k(t) - \theta_i \tag{5.53}$$

将(5.53)式记为矩阵形式

$$\boldsymbol{V}(t) = \boldsymbol{AY}(t) + \boldsymbol{BU}(t) - \theta \tag{5.54}$$

其中,$\boldsymbol{A} = \{a_{ij}\}_{N\times N}$,$\boldsymbol{B} = \{b_{ik}\}_{N\times M}$,$\boldsymbol{V} = [v_1 \quad \cdots \quad v_N]^{\mathrm{T}}$,$\boldsymbol{Y} = [y_1 \quad \cdots \quad y_N]^{\mathrm{T}}$,$\boldsymbol{U} = [u_1 \quad \cdots \quad u_M]^{\mathrm{T}}$,$\theta = [\theta_1 \quad \cdots \quad \theta_N]^{\mathrm{T}}$。

(2) 线性环节的传递函数描述

$$X_i(s) = H(s)V_i(s) \tag{5.55}$$

式中,$H(s)$通常取为:$1, \frac{1}{s}, \frac{1}{Ts+1}, e^{-Ts}$。

(3) 常用的非线性函数

阶跃函数
$$f(x_i) = \begin{cases} 1 & x_i > 0 \\ 0 & x_i \leq 0 \end{cases}$$

分段线性函数
$$f(x_i) = \begin{cases} 1 & x_i \geq B \\ ax_i + b & A \leq x_i < B \\ 0 & x_i < A \end{cases}$$

S 型函数
$$f(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-x_i + C}}$$

3.单神经元及其学习规则

虽然单神经元的结构简单,但由于它具有实时性,而且能解决很多问题,所以得到很多实际应用。根据图 5.8,常见的单神经元的结构如图 5.9 所示。

图 5.9 单神经元结构及学习算法

单神经元的学习是通过调整神经元的输入权值实现的。基本学习算法为

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta_i v_i(k) \tag{5.56}$$

其中,$\eta_i > 0$ 为学习速率,$v_i(k)$为学习信号。下面介绍两种学习算法。

(1) Hebb 学习规则:

调整权值 w_i 的方法为

$$v_i(k) = u_i(k)y(k)$$

$$\Delta w_i = \alpha y(k)u_i(k), \quad (\alpha > 0)$$

$$\Delta \boldsymbol{W}(k) = \alpha y(k)\boldsymbol{U}(k) \tag{5.57}$$

(2) Widrow-Hoff 学习规则:

$$\Delta \boldsymbol{W}(k) = \frac{\alpha}{|\boldsymbol{U}(k)|^2} e(k)\boldsymbol{U}(k) \tag{5.58}$$

其中,$\boldsymbol{W}(k+1)$为权值向量的下一步值,$\boldsymbol{W}(k)$为权值向量的当前值,$\boldsymbol{U}(k)$为当前输入模式向量,$e(k)$为当前误差(即期望的响应和模拟输出的差)。

$$e(k) = r(k) - \boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{W}(k)$$

这种学习是在误差信号 $e(k)$指导下进行强迫学习,所以是一种有教师学习。

5.3.2 BP 神经网络及其学习算法程序设计

BP 神经网络是多层前向网络,其结构如图 5.10 所示。

图 5.10 BP 神经网络结构

设 BP 神经网络具有 m 层,第一层称为输入层,最后一层称为输出层,中间各层称为隐层。输入信息由输入层向输出层逐层传递。各个神经元的输入输出关系函数是 f,由 $k-1$层的第 j 个神经元到 k 层的第 i 个神经元的连接权值为 w_{ij},输入输出样本为 $\{x_{si}, y_i\}$, $i=1,2,\cdots,n$。并设第 k 层第 i 神经元输入的总和为 u_i^k,输出为 y_i^k,则各变量之间的关系为

$$\begin{aligned} y_i^k &= f(u_i^k) \\ u_i^k &= \sum_j w_{ij} y_j^{k-1} \quad k = 1,2,\cdots,m \end{aligned} \tag{5.59}$$

BP 学习算法是通过反向学习过程使误差最小,因此选择目标函数为

$$J = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(y_j^m - y_j)^2 \tag{5.60}$$

即选择神经网络权值使期望输出 y_j^m 与实际输出 y_j 之差的平方和最小。这种学习算法实际上是求误差函数 J 的极小值,约束条件是(5.59)式,可以利用非线性规划中的“最快下降法”,使权值沿误差函数的负梯度方向改变,因此,权值的修正量为

$$\Delta w_{ij} = -\varepsilon \frac{J}{w_{ij}} \quad (\varepsilon > 0) \tag{5.61}$$

式中 ε 为学习步长。

下面推导 BP 学习算法。先求 $\frac{J}{w_{ij}}$,即有

$$\frac{J}{w_{ij}} = \frac{J}{u_i^k}\frac{u_i^k}{w_{ij}} = \frac{J}{u_i^k}\frac{}{w_{ij}}\sum_j w_{ij} y_j^{k-1} = \frac{J}{u_i^k} y_j^{k-1}$$

令

$$d_i^k = \frac{J}{u_i^k} = \frac{J}{y_i^k}\frac{y_i^k}{u_i^k}$$

则由(5.61)式得

$$\Delta w_{ij} = -\varepsilon d_i^k y_j^{k-1}$$

下面推导 d_i^k 的计算公式:

$$d_i^k = \frac{J}{u_i^k} = \frac{J}{y_i^k} \frac{y_i^k}{u_i^k} = \frac{J}{y_i^k} \frac{\mathrm{d} f(u_i^k)}{\mathrm{d} u_i^k}$$

取 $f(\cdot)$为 S 型函数,即

$$y_i^k = f(u_i^k) = \frac{1}{1 + \mathrm{e}^{-u_i^k}}$$

即

$$\frac{y_i^k}{u_i^k} = \frac{\mathrm{d} f(u_i^k)}{\mathrm{d} u_i^k} = \frac{\mathrm{e}^{-u_i^k}}{[1 + \mathrm{e}^{-u_i^k}]^2} = y_i^k (1 - y_i^k)$$

$$d_i^k = y_i^k (1 - y_i^k) \frac{J}{y_i^k}$$

下面分为两种情况求$\frac{J}{y_i^k}$。

(1) 当 i 为输出层(m 层)的神经元,即 $k = m$, $y_i^k = y_i^m$。由误差定义式得

$$\frac{J}{y_i^k} = \frac{J}{y_i^m} = y_i^m - y_i$$

则
$$d_i^m = y_i^m (1 - y_i^m)(y_i^m - y_i)$$

(2) 若 i 为隐单元层 k,有

$$\frac{J}{y_i^k} = \sum_l \frac{J}{u_l^{k+1}} \frac{u_l^{k+1}}{y_i^k} = \sum_l w_{lj} d_l^{k+1}$$

则
$$d_i^k = y_i^k (1 - y_i^k) \sum_l w_{lj} d_l^{k+1}$$

综上所述,BP 学习算法可以归纳为

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= -\varepsilon d_i^k y_j^{k-1} \\ d_i^m &= y_i^m (1 - y_i^m)(y_i^m - y_i) \\ d_i^k &= y_i^k (1 - y_i^k) \sum_l w_{lj} d_l^{k+1} \end{aligned} \tag{5.62}$$

从以上公式可以看出,求 k 层的误差信号 d_i^k,需要上一层的 d_l^{k+1},因此,误差函数的求取是一个始于输出层的反向传播的递归过程,所以称为反向传播学习算法。通过多个样本的学习,修改权值,不断减少偏差,最后达到满意的结果。BP 学习算法的程序框图如图 5.11 所示。

5.3.3 Hopfield 神经网络及其 VLSI 实现

从 60 年代初到 80 年代初,神经网络的研究处于“冰河期”,到了 80 年代中期,美国加州理工学院生物物理学家霍普菲尔德(J. J. Hopfield)在神经网络建模及应用方面的开创性成果,在世界范围内重新掀起了神经网络的研究热潮。

1982 年和 1984 年,霍普菲尔德先后提出离散型 Hopfield 神经网络和连续型 Hopfield 神经网络,引入“计算能量函数”的概念,给出了网络稳定性判据,尤其是给出了 Hopfield

图 5.11　BP 算法程序框图

神经网络的电子电路实现,为神经计算机的研究奠定了基础,同时开拓了神经网络用于联想记忆和优化计算的新途径,从而有力地推动了神经网络的研究。

1．离散型 Hopfield 神经网络

Hopfield 神经网络是全互联反馈神经网络,它的每一个神经元都和其他神经元相连接。

n 阶离散型 Hopfield 神经网络 N,可由一个 $n \times n$ 阶矩阵 $\boldsymbol{w} = [w_{ij}]$和一个 n 维向量 $\theta = [\theta_1, \cdots, \theta_n]^{\mathrm{T}}$ 所唯一确定,记为 $N = (\boldsymbol{w}, \theta)$,其中,$w_{ij}$表示神经元 i 与 j 的连接强度,θ_i 表示神经元 i 的阈值。若用 $X_i(t)$表示 t 时刻神经元所处的状态(可能为 1 或 -1,即 $X_i(t) = \pm 1$,那么神经元 i 的状态随时间变化的规律(又称演化律)为

$$X_i(t+1) = \operatorname{sgn}(H_i(t)) = \begin{cases} 1, & H_i(t) \geq 0 \\ -1, & H_i(t) < 0 \end{cases} \tag{5.63}$$

其中

$$H_i(t) = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} X_j(t) - \theta_i, \quad 1 \leq i \leq n$$

Hopfield 神经网络是一个多输入多输出带阈值的二态非线性动力学系统,因此存在一种所谓能量函数。在满足一定的参数条件下,该能量函数值在网络运行过程中不断降低,最后趋于稳定的平衡状态。Hopfield 引入这种能量函数作为网络计算求解的工具,因此常常称它为计算能量函数。

离散型 Hopfield 神经网络的计算能量函数定义为

$$E = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^{N} w_{ij}x_i x_j + \sum_{i=1}^{N}\theta_i x_i \tag{5.64}$$

其中, x_i, x_j 是各个神经元的输出。

下面考察第 m 个神经元的输出变化前后,能量函数 E 值的变化。设 $x_m = 0$ 的能量函数值为 E_1,

$$E_1 = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^{N} w_{ij}x_i x_j + \sum_{i=1}^{N}\theta_i x_i$$

将 $i = m$ 项分出来,并注意到 $x_m = 0$,得

$$E_1 = -\frac{1}{2}\sum_{\substack{i=1\\i\neq m}}^{N}\sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^{N} w_{ij}x_i x_j + \sum_{\substack{i=1\\i\neq m}}^{N}\theta_i x_i \tag{5.65}$$

类似地,当 $x_m = 1$ 时的能量函数值为 E_2,则有

$$E_2 = -\frac{1}{2}\sum_{\substack{i=1\\i\neq m}}^{N}\sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^{N} w_{ij}x_i x_j + \sum_{\substack{i=1\\i\neq m}}^{N}\theta_i x_i - \sum_{\substack{j=1\\j\neq m}}^{N} w_{mj}x_j + \theta_m \tag{5.66}$$

当神经元状态由“0”变为“1”时,能量函数 E 值的变化量 ΔE 为

$$\Delta E = E_2 - E_1 = -\sum_{\substack{j=1\\j\neq m}}^{N} w_{mj}x_j - \theta_m \tag{5.67}$$

由于此时神经元的输出是由 0 变为 1,因此满足神经元兴奋条件

$$\sum_{\substack{j=1\\j\neq m}}^{N} w_{mj}x_j - \theta_m > 0 \tag{5.68}$$

所以由(5.67)式得 $\Delta E < 0$。当神经元状态由“0”变为“1”时,能量函数 E 值的变化量 ΔE 为

$$\Delta E = E_1 - E_2 = \sum_{\substack{j=1\\j\neq m}}^{N} w_{mj}x_j - \theta_m \tag{5.69}$$

由于此时神经元的输出是由 1 变为 0,因此

$$\sum_{\substack{j=1\\j\neq m}}^{N} w_{mj}x_j - \theta_m < 0 \tag{5.70}$$

所以也有 $\Delta E < 0$。

综上所述,总有 $\Delta E < 0$,这表明神经网络在运行过程中能量将不断降低,最后趋于稳定的平衡状态。

2. 连续型 Hopfield 神经网络

1984 年, Hopfield 又提出一种连续时间神经网络模型及其电子线路实现,如图 5.12 所示。其中,每一个神经元由电阻 R_i 和电容 C_i 以及具有饱和非线性特性的运算放大器模拟,输出 v_i 同时还反馈至其他神经元,但不反馈自身。u_i 表示神经元 i 的膜电位状态; v_i 表示它的输出; C_i 表示细胞膜输入电容; R_i 表示细胞膜的传递电阻;电阻 R_i 电容 C_i 并联模拟了生物神经元输出的时间常数;而输出 v_i 对 $u_j(j = 1, 2, \cdots, N)$的影响则模拟了神

图 5.12　连续型 Hopfield 神经网络电子线路

经元之间互联的突触特性;运算放大器模拟神经元的非线性特性。

由基尔霍夫电流定律,连续型 Hopfield 神经网络动力学系统方程为

$$\frac{1}{R_i}u_i + C_i\frac{\mathrm{d}u_i}{\mathrm{d}t} = I_i + \sum_{j=1}^{N} w_{ij}v_j \tag{5.71}$$

$$v_i = f(u_i) = \frac{1}{1 + \mathrm{e}^{-2u_i/u_o}} \quad i = 1, 2, \cdots, n$$

式中, I_i 表示系统外部的输入; $w_{ij} = \frac{1}{R_{ij}}$模拟神经元之间互连的突触特性; $f(u_i)$是放大器的非线性饱和特性,近似于 S 形函数。

连续型 Hopfield 神经网络模型,在简化了生物神经元性质的同时,重点突出了以下重要特性:

(1) 神经元作为一个输入输出变换,其传输特性具有 S 特性;

(2) 细胞膜具有时空整合作用;

(3) 神经元之间存在着大量的兴奋和抑制性联结,这种联结主要是通过反馈来实现的;

(4) 具有既代表产生动作电位的神经元,又代表按渐近方式工作的神经元的能力。

因此,连续型 Hopfield 神经网络准确地保留了生物神经网络的动态和非线性特征,有助于理解大量神经元之间的协同作用是怎样产生巨大的计算能力的。

连续型 Hopfield 神经网络的计算能量函数 $E(t)$定义为

$$E(t) = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}V_i(t)V_j(t) - \sum_{i=1}^{n} V_i(t)I_i + \sum_{i=1}^{n}\frac{1}{R_i}\int_0^{V_i(t)} f^{-1}(v)\mathrm{d}v \tag{5.72}$$

定理 5.1　对于连续型 Hopfield 神经网络,若 $f^{-1}(\cdot)$为单调递增的连续函数, $C_i > 0$, $w_{ij} = w_{ji}$那么有$\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t} \leq 0$。当且仅当$\frac{\mathrm{d}V_i(t)}{\mathrm{d}t} = 0, 1 \leq i \leq n$,则有$\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}(t)} = 0$。

证明: $$\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t} = \sum_{i=1}^{n} \frac{E(t)}{V_i(t)} \frac{\mathrm{d}V_i(t)}{\mathrm{d}t} \tag{5.73}$$

而 $$\begin{aligned} \frac{E(t)}{V_i(t)} &= -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}V_j(t) - \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n} w_{ji}V_j(t) - I_i + \frac{1}{R_i}f^{-1}(V_i) \\ &= -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(w_{ji} - w_{ij})V_j(t) - \sum_{j=1}^{n} w_{ij}V_j(t) + I_i - \frac{u_i}{R_i} \\ &= -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(w_{ji} - w_{ij})V_j(t) - C_i\frac{\mathrm{d}u_i(t)}{\mathrm{d}t} \\ &= -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(w_{ji} - w_{ij})V_j(t) - C_i\frac{\mathrm{d}f^{-1}(V_i)}{\mathrm{d}t} \\ &= -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n}(w_{ji} - w_{ij})V_j(t) - C_i\frac{\mathrm{d}f^{-1}(V_i)}{\mathrm{d}V_i}\frac{\mathrm{d}V_i}{\mathrm{d}t} \end{aligned} \tag{5.74}$$

将(5.74)式代入(5.73)式得

$$\begin{aligned} \frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t} &= \sum_{i=1}^{n}\frac{E(t)}{V_i(t)}\frac{\mathrm{d}V_i(t)}{\mathrm{d}t} \\ &= -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}(w_{ji} - w_{ij})V_j(t)\frac{\mathrm{d}V_i(t)}{\mathrm{d}t} - \sum_{i=1}^{n}C_i\frac{\mathrm{d}f^{-1}(V_i)}{\mathrm{d}V_i}\frac{\mathrm{d}V_i}{\mathrm{d}t}^{2} \end{aligned} \tag{5.75}$$

由于 $w_{ij} = w_{ji}$, $C_i > 0$ 和 $f^{-1}(\cdot)$为单调递增,即有$\frac{\mathrm{d}f^{-1}(V_i)}{\mathrm{d}V_i} > 0$,所以从(5.75)式得

$$\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t} = -\sum_{i=1}^{n}C_i\frac{\mathrm{d}f^{-1}(V_i)}{\mathrm{d}V_i}\frac{\mathrm{d}V_i}{\mathrm{d}t}^{2} \leq 0 \tag{5.76}$$

从(5.76)式可见,若$\frac{\mathrm{d}V_i}{\mathrm{d}t} = 0$,则$\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t} = 0$;反之若$\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t} = 0$,则必须满足$\frac{\mathrm{d}V_i}{\mathrm{d}t} = 0$　　证毕

定理5.1表明,Hopfield神经网络的能量函数的值随着时间的推移总是在不断地减少,神经网络趋于某一平衡状态,平衡点就是 $E(t)$的极小值点。

5.3.4　神经网络在控制工程中的应用

神经网络在控制工程中的应用[9]可以分为以下几个方面。

1. 基于神经网络的系统辨识

神经网络具有逼近任意非线性函数的能力,所以可以用它建立非线性系统的模型。尽管还有很多关键的理论问题尚待解决,但已有结果已经展示了神经网络在非线性系统建模方面的广阔前景。

(1) 前向模型辨识

神经网络前向建模(forward modelling)就是利用系统的输入输出数据训练一个神经网络,使神经网络具有与系统相同的输入输出关系,其结构如图5.13所示。

神经网络模型与被建模的对象并联,建模对象输出与网络输出的差(预测误差)作为网络的训练信号。这种学习结构是监督学习(supervised learning),被建模的对象是教师,

直接地提供一个目标值(系统输出)。

设系统由下列非线性差分方程描述:

$$y^p(t+1) = f[y^p(t),\cdots,y^p(t-n+1);\ u(t),\cdots,u(t-m+1)] \quad (5.77)$$

对象在 $t+1$ 时刻的输出值 $y^p(t+1)$取决于过去 n 个输出值和 m 个输入值,选择神经网络的输入输出结构与建模对象的输入输出结构相同,记网络的输出为 y^m,则有

$$y^m(t+1) = \hat{f}[y^p(t),\cdots,y^p(t-n+1);\ u(t),\cdots,u(t-m+1)] \quad (5.78)$$

式(5.78)中,$\hat{f}$是 f 的近似,表示神经网络的输入输出的非线性关系。假设神经网络经过一段时间的训练以后已经较好地描述了被控对象,即 $y^m \approx y^p$,则为了再进一步训练,网络输出本身也可以反馈到网络输入,这样网络模型可以描述为

$$y^m(t+1) = \hat{f}[y^m(t),\cdots,y^m(t-n+1);\ u(t),\cdots,u(t-m+1)] \quad (5.79)$$

(2) 反向模型辨识

图 5.13　前向模型辨识结构图　　图 5.14　反向模型辨识框图

动态系统的反向(逆)模型在自动控制中是非常重要的。基于神经网络的反向建模(inverse modelling)方法如图 5.14 所示。图 5.14 中,作为对象 P 的逆模型的神经网络 C 位于对象之前,网络模型的输出 u 作为被控对象的输入。若 C 为 P 的逆模型,则应有 $y^p = r$,否则,学习算法根据其偏差调整神经网络 C 的权值,使 $y^p \approx r$。

在该结构中也可以再包含一个被控对象的前向模型。误差信号可以取 $E = r - y^p$;当存在噪声时也可以取 $E = r - y^m$。因为学习过程是基于对象的理想输出和实际输出的偏差,所以是有目的的学习。

2. 神经网络控制器

控制系统的控制器可以由一个神经网络实现,一般结构如图 5.15 所示。

在这种结构中,可以用变结构理论来建造控制器,采用学习算法进行自适应训练。Chi 在 1990 年利用 Hopfield 网络的优化计算能力,成功地实现了对一时变线性系统的自适应控制。Guez 在 1988 年利用 Hopfield 网络的联想记忆能力,实现了根据系统状态变化调整 PID 参数。

3. 神经网络预测控制

神经网络的预测控制就是利用作为对象辨识模型的神经网络 M 产生预测信号 y^m,

图 5.15 神经网络控制器的一般结构

然后采用优化技术求出控制向量 u',从而实现对非线性系统 P 的预测控制。选择控制信号的滚动优化目标函数为

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [y^r(t+j) - y^m(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_j [u'(t+j-1) - u'(t+j-2)]^2 \tag{5.80}$$

其中,常数 N_1 和 N_2 是跟踪误差和控制增量的范围,λ是控制权值。得到最优控制轨迹后,再训练作为控制器的神经网络 C,使 u 逼近此控制函数 u'。训练结束后,由控制器神经网络 C 直接对被控对象进行在线控制,如图 5.16 所示。

图 5.16 神经网络预测控制原理图

4.神经网络模型参考控制

Narendra 等在 1990 年提出了非线性系统的神经网络模型参考自适应控制,如图5.17 所示。其中,参考模型 M 由它的输入输出对$\{r(t), y^r(t)\}$表示,具有闭环控制系统的期望性能。控制系统使对象的输出 $y^p(t)$接近参考模型输出,即

$$\lim_{t\to\infty} \| y^r(t) - y^p(t) \| \leq \varepsilon \quad (\varepsilon \geq 0) \tag{5.81}$$

误差 e_r 用来训练控制网络 C,显然,C 是被控对象 P 的逆模型。

上述控制结构与线性系统的模型参考自适应控制系统完全相同,只是被控对象的辨识模型为神经网络。此控制系统借助于神经网络,将自适应控制推广到非线性系统。

5.神经网络内模控制

线性系统的内模控制具有鲁棒性强和易于进行稳定性分析的特点,虽然要求系统开环稳定,但已广泛应用于过程控制。Hunt 在 1991 年将内模控制推广到非线性系统,提出了非线性系统的神经网络内模控制,如图 5.18 所示。图中,M 为被控对象 P 的神经网络

图 5 .17　神经网络模型参考自适应控制

模型,与被控对象相并联; C 为神经网络控制器,实际上是被控对象 P 的逆动态模型,串联在前向通道中; F 为控制器的子系统,通常为线性滤波器,串联在前向通道的最前面。

图 5 .18　神经网络内模控制结构

从图 5 .18 中可见,系统的神经网络模型直接作为反馈回路中的元件,被控对象与其前向动态神经网络模型的输出之差,作为负反馈信号,反馈到整个控制系统的输入端,与给定信号比较,其偏差经过线性滤波,作为控制器的输入信号。

5 .3 .5　单神经元控制的直流调速系统[1213]

从理论上讲,由于神经网络具有很强的信息综合能力,在计算速度能够保证的条件下,可以解决任意复杂的控制问题,但目前缺乏相应的神经网络计算机硬件的支持。利用已有的数字计算机模拟神经网络机理,在速度上还有较大的差距,难以解决很多实时控制问题。近年来,由于单神经元构成的控制器结构简单,易于实时控制,所以获得了很多成功的应用。下面介绍单神经元控制器及其在直流调速系统中的应用。

1 . 系统组成

为了保持传统双闭环控制方法的优越性,将神经网络理论应用于直流调速系统时,仍可采用双闭环结构,即调速系统由转速环(外环)、电流环(内环)构成。为了提高系统响应的快速性和限流的必要性,电流环仍然采用传统的 PI 调节器,而转速环则采用神经元控制器,以提高其鲁棒性。本系统结合传统 PID 控制机理,构成了单神经元 PID 控制器,如图 5 .19 所示。

2 . 单神经元控制器及其学习算法设计

在图 5 .19 中,神经元的特性取为

图 5.19　单神经元控制器

$$x(k) = K_u \sum_{i=1}^{3} w_i(k) u_i(k) \Big/ \sum_{i=1}^{3} \| w_i(k) \| \tag{5.82}$$

$$u(k) = f[x(k)] = U_{\max} \frac{1 - e^{-x(k)}}{1 + e^{-x(k)}} \tag{5.83}$$

(5.83)式中，$U_{\max}$是控制量的最大限幅值。在本例所示的直流调速系统中，该值为最大转矩给定值。

数字 PID 控制算法的基本表达式为

$$u(k) = K_p e(k) + K_i T \sum_{i=1}^{k} e(i) + \frac{K_d}{T}[e(k) - e(k-1)] \tag{5.84}$$

式中，K_p 是比例系数；$K_i = K_p / T_i$ 是积分比例系数；$K_d = K_p T_d$ 是微分比例系数。为了使单神经元控制器具有 PID 特性，可以在图 5.19 的系统中分别取状态量

$$\begin{aligned} u_1(k) &= T \sum_{i=1}^{k} e(i) \\ u_2(k) &= e(k) \\ u_3(k) &= [e(k) - e(k-1)] / T = \Delta e(k) \end{aligned} \tag{5.85}$$

(5.85)式中的 $u_i(k)(i = 1,2,3)$具有明显的物理意义：$u_1(k)$反映了系统误差的累积(相当于积分项)，$u_2(k)$反映了系统误差，$u_3(k)$反映了系统误差的一阶差分(相当于比例项)。$w_i(k)(i = 1,2,3)$分别对应于 $u_i(k)$权重。

针对直流调速系统的特点，从控制角度出发，应用反馈原理，将无监督的 Hebb 学习规则和有监督的 Widrow-Hoff 规则结合起来，得到神经元控制器的学习算法

$$v_i(k) = e(k) \mid u(k) \mid u_i(k) \tag{5.86}$$

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta_i v_i(k) \tag{5.87}$$

这种学习规则有利于让神经元控制器在与被控对象的交互作用中，不断地增加学习能力，易于实时控制。考虑到电机正转或反转两种运行状况，式(5.86)中 $u(k)$取绝对值，以保证学习规则的收敛性。

不难看出，(5.82)式和(5.87)式表明单神经元控制器依照学习信号所反映的误差与环境的变化，对相应的积分、比例、微分系数进行在线调整，产生自适应控制作用，具有很强的鲁棒性，控制器还利用了神经元的非线性特性，突破线性调节器的局限，实现转速环的平稳饱和作用。

3 . 单神经元直流调速系统参数设计

采用单神经元控制器的双闭环直流调速系统的结构如图 5 .20 所示。

图 5 .20　基于单神经元的直流调速系统结构图

图 5 .20 中,电流环采用 PI 调节器,并校正成典型 I 型系统。转速环采用单神经元 PID 控制器。

单神经元 PID 控制器的参数设计主要是选择控制器的比例因子、学习速率、权重初值、采样周期等参数,它们对学习和控制效果有一定的影响。下面给出仿真研究结论。

(1) 离散化仿真分成两部分:离散控制器部分和被控对象的离散化。为了使仿真更接近实际,前者按实际系统的采样频率 2ms 计算;后者离散化的虚拟采样频率是实际系统采样频率的整倍数,本例取 10 倍。只要在合理范围内,采样周期对响应快速性的影响不大。

(2) 比例因子可先定为 1,然后根据控制效果再加大。一般若 K_u 值大,则响应速度快,但超调大,甚至可能使系统不稳定。本例取 $K_u = 30$。

(3) 学习速率对提高系统的快速性、消除超调及静差影响很大。一旦学习速率选定后,权重的初值可在一定范围内变化,而不影响系统的性能。经过多次仿真,本例取:$w_1(0) = w_2(0) = 0.1$, $w_3(0) = 0.001$, $\eta_1 = 0.01$, $\eta_2 = 1$, $\eta_3 = 0.001$,则在允许负载、电枢电阻和转动惯量变化的范围内,都能保持无静差、无超调的优良性能。

(4) 考虑到电机的过载能力,取 $U_{max} = 10V$。

图 5 .21　电机启动及反转的动态过程

4. 实验设计及其结果

实验系统采用的电机为 SJY127-5 型直流伺服电动机,其技术参数为:100V,10 .2A,2 000r/ min,5N·m,实现单神经元控制器的 CPU 采用 PC80386(带协处理器 80387)。本系统各参数取值为: T = 2ms, K_u = 10, $w_1(0)$ = $w_2(0)$ = 0 .1, $w_3(0)$ = 0 .001, η_1 = 0 .01, η_2 = 1, η_3 = 0 .001。

图 5 .21 绘出了控制系统在 1 000r/ min 启动时和±1 000r/ min 间突变时的实测动态过程。其中,曲线 1 为转速给定,曲线 2 为电机转速,曲线 3 为单神经元控制器产生的转矩给定,曲线 4 为电机电流。从实验结果看出,转速超调量几乎为 0,上升时间大约为 120ms。

参考文献

1 . 袁著祉等 现代控制理论在工程中的应用 .北京:科学出版社,1985
2 . 冯纯伯,史维 .自适应控制 .北京:电子工业出版社,1986
3 . 冯雅君 .系统辨识与自适应控制 .北京:北京工业学院讲义,1984
4 . 李士勇 .模糊控制和智能控制理论与应用 .哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,1990
5 . 李宝绶等 .用模糊集合理论设计一类控制器 .自动化学报,1980,6(1):2532
6 . 易继锴 现代控制系统设计 .北京:北京工业大学出版社,1992
7 . 易继锴,王素芝,石福强等 .酚醛树脂聚合反应过程的模糊控制 .首都高校首届自动控制学术报告会论文集,1990
8 . 焦李成 .神经网络系统理论 .西安:西安电子科技大学出版社,1990
9 . Hunt K J, Sbarbaro D, Zbikowski R and Gawthrop P J . Neural networks for control system—A survey, Automatica, 1994, 28(6): 10831112
10 . Wang Wanliang . Predictive control based on BP neural networks and its realization . Proceeding IFAC Youth Automation Conference, 1995, 724728
11 . 王万良 .动态矩阵控制的改进及其神经网络实现 .浙江大学学报,1995,29(增刊):105109 .
12 . 王晓东,陈伯时,夏承光 .基于单神经元自适应 PID 控制器直流调速系统的研究 .电气传动,1996,26(4): 2935
13 . 陈伯时,冯晓刚,王晓东等 .电气传动系统的智能控制 .电气传动,1997,27(1): 38