

王友清 周东华 高福荣 著

迭代学习控制的二维模型 理论及其应用



科学出版社

迭代学习控制的二维模型 理论及其应用

王友清 周东华 高福荣 著

科学出版社

内 容 简 介

本书是国内首部介绍迭代学习控制的二维模型理论及其应用的著作。本书涉及的迭代学习控制的应用领域主要包括间歇过程的容错控制和“人工胰脏”的闭环控制。全书分为三部分:第1~4章介绍必要的背景材料和预备知识;第5~8章研究直接型迭代学习控制的设计和稳定性分析;第9~12章研究间接型迭代学习控制的设计和稳定性分析。根据应用领域的不同,第5~12章可以做如下划分:第5~7章是关于间歇过程容错控制的;第8、9章是关于人工胰脏闭环控制的;第10~12章可以看作第9章的副产品,进一步分析间接型迭代学习控制的收敛性。

本书可作为自动控制专业和生物医学工程专业研究生的教学参考书,同时对从事自动化系统研究、设计、开发和应用的广大科技工作者也具有一定的参考价值。

图书在版编目(CIP)数据

迭代学习控制的二维模型理论及其应用 / 王友清,周东华,高福荣著.
—北京:科学出版社,2013

ISBN 978-7-03-037803-3

I. 迭… II. ①王… ②周… ③高… III. 迭代法-自动控制理论 IV. TP13

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2013)第 125466 号

责任编辑:姚庆爽 于 红 / 责任校对:刘亚琦

责任印制:张 倩 / 封面设计:迷底书装

科 学 出 版 社 出 版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

新科印刷有限公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

※

2013 年 6 月第 一 版 开本:B5(720×1000)

2013 年 6 月第一次印刷 印张:14

字数:276 000

定价:65.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前 言

“学习”是人类不断进步的驱动力,也是人类区别于动物的重要标志。为了更好的学习,人类一直在研究学习的工作机理甚至去重构学习过程。迭代学习控制是人类在重构学习过程中取得的重要阶段性成果。1978年,迭代学习控制的描述方式首次被提出,这是人类第一次将“学习”应用到动态系统的自动控制中。经过30多年的发展,迭代学习控制已经在理论发展和实际应用方面取得了很多有深远影响的成果。

根据是否直接设计操作变量,迭代学习控制可以分为直接型和间接型两大类。由于结构简单,直接型迭代学习控制在发展初期成为了绝对的主流。随着人们对控制性能要求的日益提高,间接型迭代学习控制开始越来越受到重视。从理论上讲,间接型迭代学习控制通常具有更好的鲁棒性。然而,在间接型迭代学习控制作用下,闭环系统具有双环结构,这也使得闭环系统的稳定性分析变得更加困难。两种类型的迭代学习控制在本书中都有所涉及。

本书涉及的迭代学习控制的应用领域主要有两个:间歇过程的容错控制和“人工胰脏”的闭环控制。容错控制的主要思想就是,基于解析冗余设计闭环控制系统,使得在出现系统故障时,闭环控制系统也能保持较理想的性能。2006年以前,所有的容错控制都是针对连续过程的,2006年,本书作者首次为间歇过程设计了容错控制方法,随后又发表了系列论文,并获得了很好的控制效果。

自动控制在化工、冶金、机械、电子、电力等传统行业曾经并且正在发挥着举足轻重的作用。随着生物医学传感器和执行器等相关技术的进步,生物医学过程的自动控制逐渐成为了可能,并且显示出巨大的潜力。其中,“人工胰脏”的闭环控制是一个具有代表性并且已取得初步成效的研究方向。“人工胰脏”的主要想法是,利用动态血糖监测系统(传感器)的实时血糖测量值,闭环调整胰岛素泵(执行器)的输注速度,将血糖水平控制在安全的范围,从而代替人体胰脏的血糖调节功能。由于生活习惯和生物周期性的存在,迭代学习控制在“人工胰脏”的闭环控制中可发挥重要的作用。

如果被控对象是线性的,迭代学习控制下的闭环系统可以转化为一个二维系统,因此,二维系统的稳定性理论在证明迭代学习控制稳定性方面发挥了重要作用。本书涉及的控制器的稳定性证明通常也是在二维系统框架下完成的。因此,本书还将介绍常见的二维系统描述方式以及它们的稳定性判据。

本书分为三部分:第1~4章介绍必要的背景材料和预备知识;第5~8章研究

直接型迭代学习控制的设计和稳定性分析;第9~12章研究间接型迭代学习控制的设计和稳定性分析。根据应用领域的不同,第5~12章可以做如下划分:第5~7章介绍间歇过程容错控制;第8、9章介绍人工胰脏闭环控制;第10~12章可以看作第9章的副产品,在稳定性分析方面做了进一步的研究。

本书涉及的研究工作得到了众多科研机构的支持,其中特别感谢国家自然科学基金委员会基金项目、霍英东教育基金会高等院校青年教师基金、北京市科技新星计划、欧洲糖尿病研究基金/中华医学会糖尿病学分会/礼来公司(EFSD/CDS/Lilly)中欧糖尿病研发基金项目的资助。另外,樊继聪、高晓腾、江旭、谢宏志、杨跃男、莫雪、王辉、王卫东、闫朝峰、赵东等研究生做了很多文献翻译、书稿校对等方面的工作,谨向他们表示衷心的感谢!本书编辑精益求精,为完善本书付出了辛勤劳动,在此一并致谢。最后,三位作者在此分别感谢各自家人的默默奉献!

本书作者长期从事迭代学习控制理论研究,并且将其成功应用于间歇过程的容错控制和“人工胰脏”的闭环控制等领域,取得了一些成果。本书可以看成作者多年工作的总结和提炼。由于作者水平所限,以及所做研究工作的局限性,书中难免存在不妥之处,恳请广大读者批评指正。

目 录

前言

第 1 章 迭代学习控制概述	1
1.1 引言	1
1.2 迭代学习控制描述方式	2
1.2.1 统一形式	2
1.2.2 实时信息的引入	3
1.2.3 二维系统描述方式	4
1.3 直接型和间接型迭代学习控制	6
1.3.1 直接型迭代学习控制	6
1.3.2 间接型迭代学习控制	6
1.4 相关文献总览	8
1.5 国内发展现状	10
1.6 全书概况	11
参考文献	13
第 2 章 容错控制及其在间歇过程中的应用	17
2.1 引言	17
2.2 线性系统与非线性系统	18
2.3 被动与主动方法	19
2.4 非线性主动容错控制	20
2.4.1 故障诊断	20
2.4.2 控制策略	21
2.4.3 监控单元与控制律的集成设计	22
2.5 间歇过程的容错控制	23
2.5.1 间歇过程控制器设计	23
2.5.2 间歇过程的故障诊断	24
2.5.3 间歇过程的容错控制	25
2.6 结束语	25
参考文献	26
第 3 章 人工胰脏综述	31
3.1 前言	31

3.2 研究现状与挑战	33
3.2.1 动态血糖监测系统	34
3.2.2 胰岛素泵	35
3.2.3 闭环控制算法	35
3.2.4 软硬件连接与通信	37
3.2.5 临床试验	37
3.3 研究热点与展望	40
3.3.1 动态血糖监测系统	40
3.3.2 胰岛素泵	40
3.3.3 闭环控制算法	41
3.3.4 无线通信	41
3.3.5 临床试验	41
3.4 结束语	42
参考文献	42
第4章 二维系统的稳定性理论	47
4.1 引言	47
4.2 二维系统的状态空间模型	48
4.2.1 Roesser 模型	48
4.2.2 Fornasini-Marchesini 模型	49
4.2.3 模型之间的转换	50
4.3 二维状态空间模型的动态响应	52
4.3.1 Roesser 模型的动态响应	52
4.3.2 F-M 模型的动态响应	53
4.4 二维系统稳定性判据	54
4.4.1 Roesser 模型的稳定性	54
4.4.2 F-M 模型的稳定性	57
4.5 结束语	58
4.6 附录 引理 4.9 的证明	58
参考文献	60
第5章 间歇过程执行器故障的迭代学习可靠控制	61
5.1 引言	61
5.2 问题描述	62
5.3 传统可靠控制	64
5.4 迭代学习可靠控制	66
5.4.1 等价二维模型	66

5.4.2	可靠控制器设计和系统结构	69
5.4.3	性能优化	74
5.5	案例研究	75
5.5.1	情形 1:定常故障和重复扰动	76
5.5.2	情形 2:时变故障和非重复扰动	77
5.5.3	情形 3:ILRC 和传统迭代学习控制的比较	79
5.6	结束语	80
	参考文献	80
第 6 章	间歇过程传感器故障的迭代学习可靠控制	82
6.1	引言	82
6.2	问题描述	83
6.3	传统可靠控制	84
6.4	迭代学习可靠控制	88
6.4.1	等价二维模型	88
6.4.2	可靠控制器设计	90
6.4.3	性能优化	94
6.5	案例研究	95
6.5.1	情形 1:两个控制律的比较	97
6.5.2	情形 2:对变化初值的鲁棒性	98
6.5.3	情形 3:对测量噪声的不确定性	99
6.6	结束语	99
	参考文献	100
第 7 章	非线性间歇过程传感器故障的主动容错控制	101
7.1	引言	101
7.2	实例说明	102
7.2.1	执行器偏差故障	102
7.2.2	执行器增益故障	103
7.2.3	传感器偏差故障	103
7.2.4	传感器增益故障	103
7.3	问题描述	104
7.4	主要结果	105
7.4.1	故障检测和分离	105
7.4.2	输出估计	106
7.4.3	容错控制	107
7.4.4	网络训练和参数设计	108

7.5 三容水箱仿真实验	109
7.5.1 传感器 1 的缓变增益故障	113
7.5.2 传感器 1 的完全失效故障	114
7.5.3 传感器 2 的缓变偏差故障	114
7.5.4 传感器 2 的卡死故障	114
7.6 注塑过程实验研究	118
7.7 结束语	120
参考文献	121
第 8 章 人工胰脏的直接型迭代学习控制	123
8.1 引言	123
8.2 虚拟患者的 ARX 模型	124
8.3 模型预测迭代学习控制	125
8.3.1 迭代学习控制	125
8.3.2 更新律	125
8.4 实验结果	127
8.4.1 ARX 模型	127
8.4.2 控制律	128
8.4.3 重复饮食情形	128
8.4.4 对非重复饮食的鲁棒性	131
8.4.5 对个体差异的鲁棒性	135
8.4.6 设定值更新	136
8.5 结束语	139
参考文献	139
第 9 章 人工胰脏的间接型迭代学习控制	142
9.1 引言	142
9.2 学习型模型预测控制器	143
9.2.1 模型预测控制器	143
9.2.2 学习型设定值	144
9.3 实验结果	145
9.3.1 控制器设计	145
9.3.2 重复饮食情形	146
9.3.3 对非重复饮食的鲁棒性	151
9.3.4 对个体差异的鲁棒性	154
9.4 结束语	157
参考文献	157

第 10 章 基于迭代学习控制的 P 型控制策略	159
10.1 引言	159
10.2 问题描述	160
10.2.1 系统形式	160
10.2.2 P 型控制器	161
10.2.3 基于迭代学习控制的 P 型控制器	161
10.3 稳定性分析	162
10.3.1 P 型控制器的二维描述	162
10.3.2 基于迭代学习控制的 P 型控制器的二维描述	163
10.3.3 带有重复扰动时控制性能分析	165
10.4 案例研究	166
10.5 结束语	169
参考文献	169
第 11 章 基于迭代学习控制的 PI 型控制策略	172
11.1 引言	172
11.2 问题描述	173
11.2.1 系统形式	173
11.2.2 基于迭代学习控制的 PI 控制器	173
11.3 鲁棒稳定性分析	175
11.4 案例研究	178
11.4.1 注塑过程	178
11.4.2 间歇型搅拌反应釜	182
11.5 结束语	187
11.6 附录	188
11.6.1 公式(11.10)~式(11.12)的证明	188
11.6.2 定理 11.1 的证明	189
11.6.3 定理 11.2 的证明	192
参考文献	192
第 12 章 两种间接型迭代学习控制器的比较	194
12.1 引言	194
12.2 问题描述	196
12.3 基于迭代学习控制的 P 型控制器分析	196
12.4 学习型模型预测控制器分析	197
12.4.1 模型预测控制器及其解析解	198
12.4.2 学习型设定值	199

第 1 章 迭代学习控制概述

迭代学习控制(ILC)理论在过去的三十多年中取得了大量的成果,并且得到了广泛的应用。特别是近十年来,迭代学习控制的二维系统理论日益受到学者们的重视,取得了突飞猛进的发展。本章将系统性地概括迭代学习控制的发展历程、一般描述形式和二维系统描述形式,重点介绍直接型和间歇型的分类方法。基于详尽的文献统计分析,本章将进一步总结迭代学习控制的发展现状和面临的挑战。本章主要是在文献[1]的基础上重点强化迭代学习控制的综述。

1.1 引言

1978年,Uchiyama用日文第一次给出了迭代学习控制的显式描述^[2],1984年,Arimoto等首次用英文介绍了这种方法^[3],上述工作被广泛地认为是迭代学习控制的起源。工业机器人是发展迭代学习控制的动力之一,因为机器人就是通过一次次的重复执行来完成同样的任务的。人类能够通过重复的训练来学习,所以研究者们试图找到一种方法将这种学习能力应用到动态系统的自动操作中去,这种方法就被称为迭代学习控制。迭代学习控制的主要思想就是利用以前的信息来设计新的控制信号;换言之,它能够通过学习以前的经验来提高控制效果。

许多书籍和综述论文都对迭代学习控制进行了总结,其中引用了很多的参考资料,如综述文章[4]一共引用了514篇参考文献。重复引用所有这些参考文献显然是没有必要的。因此,本章只引用了一些必不可少的文献,更多的重要文献由于篇幅限制被省略掉了。为了弥补参考文献数量少造成的不足,1.4节详细综述了207篇参考文献,并且对它们进行了分类;然而,它们中的大多数并没有被列在参考文献中。

本书将涉及“连续过程”和“连续系统”两个概念;它们经常被误认为是同一回事;因此本章将首先给出它们的定义。根据生产方式的不同,大多数过程可以分为两大类:批次过程和连续过程。一般来讲,批次过程是间歇性运行的,适用于生产小批量、高附加值的产品;而连续过程适用于持续生产大批量产品。一个动态系统本质上就是一个时间的函数:如果时间变量只能够取离散值,那么这类系统称为离散时间系统,简称离散系统;如果时间变量连续取值,那么这类系统称为连续时间系统,简称连续系统。因此,“连续过程”和“连续系统”是两个完全不同的概念。一个连续过程可以是离散时间的或者连续时间的。另外,一个连续系统可以由连续

过程来实现,也可以由批次过程来实现。

本章重点关注离散系统,主要是因为以下两个原因。第一,离散迭代学习控制比较容易使用。在连续系统中,信息的存储是比较困难的事情。所以在实际应用中,连续系统通常先由离散模型来逼近,进而设计迭代学习控制器。第二,随着计算机的普及,越来越多的被控对象成为了采样系统,将它们描述为离散系统更加方便。另外,大多数迭代学习控制被用于线性系统;即使系统是非线性的,很多情况下,研究人员常常基于该非线性系统的线性模型来设计迭代学习控制。因此,本章中的系统描述被限定为线性离散系统。事实上,本书考虑的大部分系统也是线性离散的。

本章其余的部分将介绍以下内容:1.2节介绍迭代学习控制的统一形式,讨论迭代学习控制如何利用实时反馈信息,并进一步介绍迭代学习控制的二维系统描述形式;1.3节介绍直接型和间接型迭代学习控制并讨论二者的不同;1.4节将主要文献进行整理和分类;1.5节介绍本书其他章节的主要内容。

1.2 迭代学习控制描述方式

1.2.1 统一形式

由于迭代学习控制通常用于批次过程,首先简要介绍一下批次过程。一个批次过程就是在一段时间里面重复执行一项给定任务(可以称为一个批次)的过程,一个线性批次过程可以由以下模型描述:

$$\begin{cases} x(t+1, k) = Ax(t, k) + Bu(t, k) + w(t, k) \\ y(t, k) = Cx(t, k) + v(t, k) \end{cases} \quad (1.1)$$

$$t=0, 1, \dots, T-1, \quad k=1, 2, \dots$$

其中, $x \in \mathbf{R}^n$ 、 $u \in \mathbf{R}^p$ 、 $y \in \mathbf{R}^m$ 、 $w \in \mathbf{R}^n$ 和 $v \in \mathbf{R}^m$ 分别为状态变量、输入变量、输出变量、扰动变量和测量噪声; A 、 B 和 C 为适维系统矩阵; t 为采样时刻; T 为每批次的持续时间; k 为批次标号。由于在很多应用中每一批的初始状态通常会被重置,因此下面的假设在文献中经常使用:

$$x(0, k) \equiv x_0 \quad (1.2)$$

批次过程的控制目标通常是使输出尽可能地跟踪上参考轨迹 $y_r(t)$ 。由式(1.2)得到 $y(0, k) \equiv y_0$ (y_0 是已知量), 因此, 较早期的迭代学习控制要求 $y_r(0) = y_0$ ^[3]。后续的理论分析表明, 对参考轨迹初始值的约束不是必需的^[5]。因此, 最简便的设计参考轨迹的方法为 $y_r(t) \equiv Y_r$, 这里 Y_r 又被称为输出设定点。

跟踪误差可被定义为

$$e(t, k) \stackrel{\text{def}}{=} y_r(t) - y(t, k) \quad (1.3)$$

迭代学习控制的目标之一就是 $\lim_{k \rightarrow \infty} e(t, k) = 0$ 。最简单的迭代学习控制表达式如下:

$$u(t, k) = u(t, k-1) + K_{\text{ILC}} e(t, k-1) \quad (1.4)$$

当前批次的输入信号由前一批次的输入信号和前一批次的跟踪误差的比例作用共同确定,其中, K_{ILC} 是学习增益矩阵。这种类型的迭代学习控制称为比例型迭代学习控制(P-type ILC)。在多数情况下,比例型迭代学习控制的表达式如下:

$$u(t, k) = u(t, k-1) + K_{\text{ILC}} e(t+1, k-1) \quad (1.5)$$

请注意式(1.4)和式(1.5)的不同,下面解释两者的不同。显然, $u(t, k)$ 主要影响 $e(t+1, k)$ 。对于无时滞系统,如果 $x(t, k) = x(t, k-1)$ 而且 $u(t, k) = u(t, k-1)$,那么 $e(t+1, k)$ 就近似等于 $e(t+1, k-1)$ 。在某种程度上, $e(t+1, k-1)$ 可以被认为是 $e(t+1, k)$ 的预测值。因此,使用 $e(t+1, k-1)$ 去修正 $u(t, k)$ 是合理的,就像在式(1.5)中显示的那样。如果前一批次中 t 时刻后面的信息被用来设计 $u(t, k)$ 的值,这种类型的迭代学习控制被称为超前型迭代学习控制(phase-lead type ILC)^[6]或者预测型迭代学习控制(anticipatory-type ILC)^[7]。

大部分迭代学习控制器可以用下面的通用公式来描述:

$$u(t, k) = Q_{\text{ILC}}(u(t, k-1)) + r(t, k) \quad (1.6)$$

其中, $Q_{\text{ILC}}(u(t, k-1))$ 表示迭代学习控制的前馈部分; $r(t, k)$ 称为迭代学习控制的更新律。 $Q_{\text{ILC}}(\cdot)$ 被称为Q型滤波器。特别地,如果 $Q_{\text{ILC}}(u) = Q \times u$, Q 是(0, 1)之间的标量,也称为遗忘因子。Q型滤波器通常具有以下形式:

$$Q_{\text{ILC}}(u(t, k)) = \alpha_1 u(t+1, k) + \alpha_0 u(t, k) + \alpha_1 u(t-1, k) \quad (1.7)$$

其中, $2\alpha_1 + \alpha_0 = 1$ 。在这种情况下,Q型滤波器可以看成是对称窗口上的加权平均算子。通常情况下,Q型滤波器可以提升迭代学习控制对于高频不确定性的鲁棒性,但是会导致稳态跟踪误差不为零。在大量的文献中, $Q_{\text{ILC}}(u) = u$ 。大多数线性更新律可描述为如下形式:

$$r(t, k) = L_{\text{ILC}}(e(t, k-1)) \quad (1.8)$$

其中, $L_{\text{ILC}}(\cdot)$ 称为L型滤波器。如果 $L_{\text{ILC}}(e) = K_{\text{ILC}} \times e$,这就是一种比例型迭代学习控制;如果 $L_{\text{ILC}}(e(t, k)) = K_{\text{ILC}} \times (e(t, k) - e(t-1, k))$,这就成为了微分型(D-type)迭代学习控制。

1.2.2 实时信息的引入

通常情况下,实时信息可以通过下列两种途径之一引入:基于实时信息的更新律或者基于“嵌入型”(plug-in type)迭代学习控制。

对于第一种方式,迭代学习控制可以如式(1.6)那样选取,并且更新律遵循以下形式:

$$r(t, k) = r_p(t, k) + r_c(t, k) \quad (1.9)$$

其中, $r_p(t, k)$ 和 $r_c(t, k)$ 分别由先前和当前批次的信息确定。如式(1.8)所示, 1.2.1 节中已经介绍了如何设计 $r_p(t, k)$ 。除了预测型方法, 上述方法都可以用来设计 $r_c(t, k)$ 。

典型的嵌入型迭代学习控制^[8]具有如下形式:

$$u(t, k) = u_{RT}(t, k) + u_{ILC}(t, k) \quad (1.10)$$

其中, $u_{RT}(t, k)$ 是一种常规的实时反馈控制器, 如比例-积分-微分控制(PID)器、模型预测控制(MPC)器等; $u_{ILC}(t, k)$ 是一种常规的迭代学习控制器。

1.2.3 二维系统描述方式

正如文献[9]所述, 基于二维模型理论来设计迭代学习控制越来越流行。首先定义

$$\begin{cases} \delta_T \xi(t, k) \stackrel{\text{def}}{=} \xi(t, k) - \xi(t-1, k), \\ \delta_K \xi(t, k) \stackrel{\text{def}}{=} \xi(t, k) - \xi(t, k-1), \end{cases} \quad \xi = x, u, y \quad (1.11)$$

令式(1.6)中 $Q_{ILC}(u) = u$, 可以得到

$$\delta_K u(t, k) = r(t, k) \quad (1.12)$$

由式(1.1)和式(1.12)可以得到

$$\delta_K x(t+1, k) = A \delta_K x(t, k) + B r(t, k) + \delta_K w(t, k) \quad (1.13)$$

再由式(1.3)、式(1.1)和式(1.13), 可以得到

$$\begin{aligned} e(t+1, k) &= e(t+1, k-1) - C \delta_K x(t+1, k) - \delta_K v(t+1, k) \\ &= e(t+1, k-1) - CA \delta_K x(t, k) - CBr(t, k) - C \delta_K w(t, k) - \delta_K v(t+1, k) \end{aligned} \quad (1.14)$$

结合式(1.13)和式(1.14), 我们可以得到下面的式子:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \delta_K x(t+1, k) \\ e(t+1, k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A & 0 \\ -CA & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_K x(t, k) \\ e(t, k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_K x(t+1, k-1) \\ e(t+1, k-1) \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} B \\ -CB \end{bmatrix} r(t, k) + \begin{bmatrix} I \\ -C \end{bmatrix} \delta_K w(t, k) + \begin{bmatrix} 0 \\ -I \end{bmatrix} \delta_K v(t+1, k) \end{aligned} \quad (1.15)$$

或者

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \delta_K x(t+1, k) \\ e(t+1, k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A & 0 \\ -CA & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_K x(t, k) \\ e(t+1, k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ -CB \end{bmatrix} r(t, k) \\ &\quad + \begin{bmatrix} I \\ -C \end{bmatrix} \delta_K w(t, k) + \begin{bmatrix} 0 \\ -I \end{bmatrix} \delta_K v(t+1, k) \end{aligned} \quad (1.16)$$

模型式(1.15)和式(1.16)分别是二维 Fornasini-Marchesini 模型和二维 Roesser

模型^[10]。基于上述变换,为批次过程设计迭代学习控制等价于为二维系统设计反馈控制。正如文献[11]所述,对迭代学习控制稳定性的研究可以按两个方向分别进行:时间轴(t)和迭代轴(k)。

通常有两种应用迭代学习控制的模式。第一种,迭代学习控制方法被用来直接设计控制信号,这种类型的迭代学习型控制被称为直接型迭代学习控制。第二种,在内环有一个局部反馈控制器来设计控制信号,在外环迭代学习控制用来修正局部控制器的特定参数,所以这种类型迭代学习控制被称为间接型迭代学习控制。为清晰起见,直接型和间接型迭代学习控制的主要结构在图 1.1 中进行了说明。

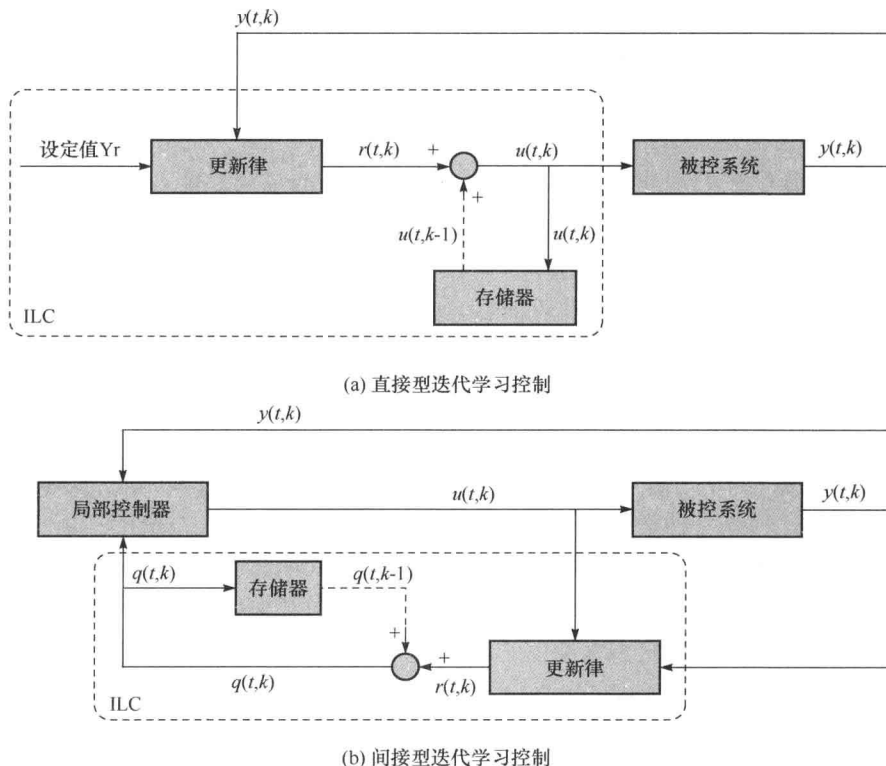


图 1.1 直接型和间接型迭代学习控制的结构图

实线代表实时信息;虚线代表前一批次的信息;虚线框中的部分组成了迭代学习控制

正如图 1.1 所示,间接型迭代学习控制有两个回路:内层循环是局部控制器;而外层循环是迭代学习控制。在这种情况下,迭代学习控制在闭环控制系统中作为局部控制器的监督/优化模块。下面两个问题对间接型迭代学习控制至关重要:用什么算法设计局部控制器和用间接型迭代学习控制更新局部控制器的哪些参数。一般来说,迭代学习控制可以用来更新局部控制器的设定、控制增益、权重等。因此,图 1.1 中的 $q(t, k)$ 可以是设定值、控制增益、权重或者其他参数。

1.3 直接型和间接型迭代学习控制

1.3.1 直接型迭代学习控制

原则上,所有反馈控制方法都可以与传统迭代学习控制组合成嵌入型迭代学习控制,所以本节的讨论将不包括嵌入型迭代学习控制。一些关于高阶迭代学习控制的研究^[12,13]也不在本节的讨论范围之内。

设计迭代学习控制的过程可以分为三个步骤:选择更新律的结构,设计 Q 型滤波器,引入一些估计策略。

更新律的结构是设计迭代学习控制的关键点。PID 型^[14,15]是最常见的更新律结构。因为稳定性分析比较方便,所以最优化控制方法^[16]也经常用来设计更新律。由于 MPC 在处理非线性、约束、多变量等方面的卓越性能,它已经被广泛用于设计更新律^[17~19]。从文献^[18]可知,基于 MPC 的迭代学习控制是一种预测型迭代学习控制。在文献^[20]中,作者研究了带约束的基于 MPC 的迭代学习控制的收敛性。除此之外,一些非线性方法,如神经网络^[21]和模糊逻辑^[22],也已经被用来设计更新律。动态输出反馈控制也许是设计迭代学习控制更新律的一种有前景的方法^[23]。依作者的观点,迭代学习控制是一种十分灵活的结构,所以大多数现存的反馈控制方法都可以用于设计更新律。

有一些成熟的方法可以用来设计 Q 型滤波器。在很多情况下, Q 选为 $Q_{ILC}(u)=u$ 。另外一种常用的设计 Q 型滤波器的方法如式(1.7)所示。

迭代学习控制的结构被确定以后,会有一些未知的条件,如状态和参数,所以需要一些方法来估计这些未知条件。例如,迭代学习控制中的系统状态可以通过 Kalman 滤波器^[24]或者状态观测器^[25]进行估计。迭代学习控制的一些设计参数,如学习增益,可以通过递归算法来进行设计^[26],一些系统参数可以通过在线系统辨识方法得到。

迭代学习控制器设计完成后,应该对迭代学习控制下闭环系统的稳定性进行分析。Lyapunov 理论及其推论^[27]是解决这一问题的基本方法。堆积模型(lifted model)和 1.2.3 节介绍的二维模型理论是迭代学习控制稳定性分析的常见的体系和方法。

1.3.2 间接型迭代学习控制

如图 1.2 所示,对于间接型迭代学习控制,闭环系统有两个回路:内环是局部

控制器,外环是迭代学习控制算法。在这种情况下,对于在局部控制器下的闭环系统,迭代学习控制扮演的是监管单元或者优化单元的角色。实际上,批对批控制(run-to-run control, R2R)最初就是以这种形式被首次提出来的。文献[28]为等离子蚀刻过程设计了一种间接型批对批控制,这里的局部控制器是由文献[29]中提到的算法进行设计的,而批对批控制用来更新局部控制器的控制目标值。一般来说,间接型迭代学习控制可以用来更新局部控制器的参考轨迹或者设定值、控制增益、工作时间以及其他参数。一个间接型迭代学习控制由一个普通的迭代学习控制和一个局部控制器构成。1.3.1节主要介绍如何设计普通的迭代学习控制,并且现在有很多方法可以用来设计局部控制器,原则上讲,任何实时反馈控制器都可以用来作为局部控制器。设计间接型迭代学习控制的关键在于选择合适的可以用迭代学习控制优化的局部控制器的相关变量。因此,本节重点关注使用何种局部控制器以及它的哪些变量被更新。

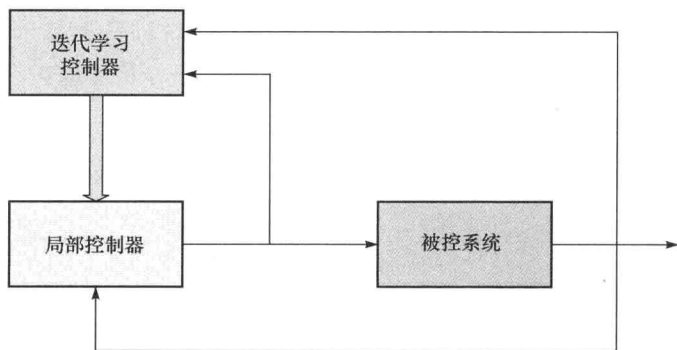


图 1.2 间接型迭代学习控制结构图

窄箭头线表示测量信息,宽箭头线表示决策信息

为了结合自适应控制和迭代学习控制,许多学者更愿意采用间接型迭代学习控制的形式^[30,31]来进行研究。这种情况主要是因为间接型更利于数学推导,此处迭代学习控制的监管功能并不明显。1995年, Bone^[32]使用迭代学习控制更新广义预测控制(GPC)的预测模型中扰动的估计量,这一结合策略已经被用于PUMA-762机器人中。文献[33]提出了一种基于神经网络的控制器并将其用于控制机器人进行轨迹模仿,其中,迭代学习控制被用来修正神经网络的权重。在文献[7]、[34]中,利用PID设计出局部控制器并且通过迭代学习控制对PID控制的参考轨迹进行优化。1.4节对相关文献的统计分析结果显示,只有不超过10%的迭代学习控制是间接型的。