

贾 立 著

# 基于数据的间歇过程 综合学习型优化控制



科学出版社

# 基于数据的间歇过程综合 学习型优化控制

贾 立 著

科 学 出 版 社

## 内 容 简 介

间歇过程因其能够满足现代过程工业的特点和要求而被广泛采用,但间歇过程具有很强的非线性及动态特性,这些特性决定了间歇过程控制要比连续过程控制复杂,需要新的非传统技术。如何将具有离散时间特征(批次轴)和连续时间特征(时间轴)的信息统一在同一个模型和控制系统框架下是间歇过程优化控制中面临的挑战。

本书主要介绍基于数据的间歇过程综合学习型优化控制,旨在把具有离散时间特征(批次轴)和连续时间特征(时间轴)的性能参数融入控制系统的分析与设计中,从而实现批次轴-时间轴的协同设计。全书分为三部分:第1、2章介绍必要的背景材料和预备知识;第3、4章研究基于数据的间歇过程模型;第5~7章研究间歇过程的综合学习型优化控制。本书可作为自动控制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有一定的参考价值。

图书在版编目(CIP)数据

基于数据的间歇过程综合学习型优化控制/贾立著. —北京:科学出版社, 2015.3

ISBN 978-7-03-043543-9

I. ①基… II. ①贾… III. ①数据库系统-控制系统 IV. ①TP311.13

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 041503 号

责任编辑:姚庆爽 / 责任校对:郭瑞芝

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>

双青印刷厂印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

\*

2015年3月第一版 开本:720×1000 1/16

2015年3月第一次印刷 印张:11 1/4

字数:220 000

定价:65.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

## 序

间歇过程因其能够满足现代过程工业的特点和要求而被广泛采用,但间歇过程具有很强的非线性及动态特性。该专著充分利用间歇过程有利于控制的一些特性,基于数据将具有离散时间特征(批次轴)和连续时间特征(时间轴)的信息统一在同一个模型和控制系统框架下,进而研究间歇过程批次轴-时间轴综合优化与协同设计方法。该书的特点:①研究了蕴含间歇过程重复性特性的时变神经模糊模型,模型结构中同时蕴含批次轴和时间轴的二维特性,建立了间歇过程时变权重模型设计、分析方法;②研究了间歇过程批次轴-时间轴综合优化控制问题,给出了间歇过程迭代优化控制系统的收敛性和稳定性能的数学证明。

作者长期从事间歇过程控制方面的研究工作,在间歇过程的智能建模与智能优化控制方面取得了一系列的研究成果,该书是作者多年研究工作的总结,特色鲜明。相信有关领域的广大科技工作人员必将得益于这本专著。



2015年1月10日于中南大学

## 前 言

现代过程工业正逐渐由生产大批量、通用性的基础材料向既生产基础材料又生产小批量、多品种、系列化、高附加值的专业产品发展。间歇过程(batch process), 又称批量生产过程, 具有小批量、多品种、系列化、合成步骤复杂、技术密集等特点, 能够满足现代过程工业的特点和要求。半导体加工、制药、注塑、发酵等都属于典型的间歇过程。可以预见, 间歇过程作为具有很强生命力的一种现代过程工业的生产形式, 将发挥更大的作用。

虽然间歇过程在工业上已得到广泛采用, 但间歇过程的动态过程是一个一直在“进行中”的过渡过程, 运行区间内一般没有稳态工作点, 并且具有很强的非线性及动态特性。由这些特点带来的不利于控制的方面主要有:

(1) 过程的不确定性与时变性。在间歇过程的整个运行中, 被加工生产的物质经历了一个从初态到终态的变化过程, 被控系统没有稳定的工作点作为控制器设计的参考, 并且时间常数、稳态增益、系统滞后等参数都是时变的。

(2) 难以得到过程精确的机理模型。间歇生产方式的优势在很大程度上是因为其灵活性和柔性, 即可针对市场需求进行产品快速加工调整, 这样就不可能耗费大量人力物力建立过程精确的机理模型。

(3) 缺乏有效的实时测量和准确的测量手段。在间歇过程中, 由于对一些重要的品质指标参数缺乏在线测量手段, 无法实施对产品质量的实时监控。

这些特性决定了间歇过程控制要比连续过程控制复杂, 需要新的非传统的技术。如何保证不同批次之间产品品质的一致性成为控制理论界和工业界共同关注的课题。本书充分利用间歇过程有利于控制的一些特性, 从系统优化控制设计和理论分析两方面对间歇过程的优化控制问题进行深入探讨和研究。重点研究间歇过程的智能学习控制算法, 包括批次轴上基于性能指标的学习控制律和最优求解问题以及时间轴上的实时预测控制问题, 并从数学的角度对系统的鲁棒性、稳定性以及收敛性进行理论分析。在此框架上, 研究批次轴-时间轴综合优化控制问题, 使控制系统能够成为一个有机的整体并具有更好的控制性能, 旨在构建较为完善的间歇过程优化控制设计理论, 为间歇过程的应用研究提供有效的理论与实践依据。

本书作者长期从事复杂系统建模、优化与控制理论及应用方面的研究工作, 在数据驱动的复杂非线性动态模型化、间歇生产过程的综合学习型优化控制、面向过程对象的智能自适应控制领域取得了一系列的研究成果。本书紧密结合复杂工业

过程控制的需要,多学科融合,基础理论和应用技术相结合,在控制理论方面开辟了一个自主提出、来源实际需求的方向,特别是通过理论结合实际,解决了间歇过程优化控制中的难题,为智能学习控制在间歇过程中的具体实施做出贡献。本书是作者多年研究工作的总结和提炼。

本书涉及的研究工作得到了众多科研机构的支持,特别感谢国家自然科学基金委员会基金项目、教育部博士点基金项目、上海市科委基础研究重点项目、上海市科委国际合作项目、上海市人才发展基金项目的资助。新加坡国立大学邱铭森教授在研究工作中提出了很多宝贵的建议,在此表示感谢!另外,研究生施继平、程大帅、曹鲁明、袁凯、杨甜、付钊、方甜莲等在本书的研究和编写工作中付出了辛勤的劳动,谨向他们表示衷心的感谢!感谢科学出版社为本书的出版所做的工作,没有编辑耐心细致的辛勤劳动,本书的出版不可能如此顺利。最后,作者感谢家人多年来给予的支持和理解!

由于作者学识有限,书中的有些观点和提法,难免有不妥之处,恳请广大同行、读者给予批评指正。

贾 立

2014年8月16日于上海大学

# 目 录

序

前言

|                                  |    |
|----------------------------------|----|
| 第 1 章 间歇过程优化控制概述                 | 1  |
| 1.1 引言                           | 1  |
| 1.2 间歇过程优化控制的研究状况                | 2  |
| 1.3 迭代学习控制在间歇过程中的应用              | 4  |
| 1.4 间歇过程优化控制研究中存在的关键问题           | 6  |
| 1.5 全书概况                         | 7  |
| 参考文献                             | 9  |
| 第 2 章 神经模糊系统综述                   | 13 |
| 2.1 绪论                           | 13 |
| 2.2 神经网络与模糊逻辑系统结合的几种形式           | 14 |
| 2.3 多级神经模糊系统的网络结构形式              | 17 |
| 2.4 基于神经模糊系统的建模与控制方法的特点          | 19 |
| 参考文献                             | 20 |
| 第 3 章 基于数据的间歇过程神经模糊模型            | 22 |
| 3.1 间歇过程全局收敛性神经模糊模型研究            | 22 |
| 3.1.1 间歇过程的神经模糊模型                | 23 |
| 3.1.2 基于 Lyapunov 方法的全局收敛性参数学习算法 | 25 |
| 3.1.3 实验结果                       | 31 |
| 3.1.4 小结                         | 35 |
| 3.2 基于概率密度函数的间歇过程神经模糊模型          | 36 |
| 3.2.1 基于建模误差 PDF 形状的参数学习算法       | 37 |
| 3.2.2 实验结果                       | 41 |
| 3.2.3 小结                         | 47 |
| 参考文献                             | 49 |
| 第 4 章 间歇过程批次轴-时间轴综合神经模糊模型        | 52 |
| 4.1 间歇过程时变神经模糊模型                 | 52 |
| 4.1.1 间歇过程时变神经模糊模型的特点            | 52 |
| 4.1.2 间歇过程时变神经模糊模型结构             | 52 |

|                                       |     |
|---------------------------------------|-----|
| 4.1.3 基于 Lyapunov 方法的间歇过程时变神经模糊模型参数学习 | 55  |
| 4.1.4 实验结果                            | 57  |
| 4.2 基于概率密度函数的间歇过程二维模型研究               | 60  |
| 4.2.1 基于模型误差概率密度函数的间歇过程神经模糊模型参数辨识     | 60  |
| 4.2.2 实验结果                            | 62  |
| 4.2.3 小结                              | 67  |
| 参考文献                                  | 67  |
| <b>第 5 章 基于数值分析理论的间歇过程优化控制研究</b>      | 68  |
| 5.1 基于神经模糊模型的间歇过程迭代学习控制               | 68  |
| 5.1.1 间歇过程的迭代学习控制策略                   | 68  |
| 5.1.2 间歇过程迭代学习控制系统收敛性分析               | 70  |
| 5.1.3 实验结果                            | 73  |
| 5.1.4 小结                              | 83  |
| 5.2 基于批次轴模型修正的间歇过程迭代学习控制              | 85  |
| 5.2.1 放松约束条件的间歇过程迭代学习控制策略             | 85  |
| 5.2.2 基于批次轴模型修正的间歇过程迭代学习控制策略          | 89  |
| 5.2.3 实验结果                            | 95  |
| 5.3 间歇过程变 $R$ 调节迭代学习控制及跟踪性能分析         | 104 |
| 5.3.1 零跟踪误差分析                         | 104 |
| 5.3.2 零跟踪误差实现策略分析                     | 105 |
| 5.3.3 实验结果                            | 109 |
| 5.4 小结                                | 112 |
| 参考文献                                  | 112 |
| <b>第 6 章 基于智能优化理论的间歇过程优化控制</b>        | 114 |
| 6.1 基于微粒群优化算法的间歇过程迭代学习控制              | 114 |
| 6.1.1 基于微粒群优化算法的间歇过程迭代学习控制            | 114 |
| 6.1.2 微粒群优化算法的构建                      | 116 |
| 6.1.3 实验结果                            | 117 |
| 6.2 间歇过程的两层智能混合优化控制                   | 120 |
| 6.2.1 PSO-SQP 两层智能混合优化                | 120 |
| 6.2.2 实验结果                            | 124 |
| 6.3 基于微粒群优化算法的间歇过程多目标优化控制             | 127 |
| 6.3.1 间歇过程的多目标优化问题                    | 128 |
| 6.3.2 基于多目标微粒群优化算法的 Pareto 优化控制       | 130 |
| 6.3.3 数值仿真                            | 134 |

---

|                                       |            |
|---------------------------------------|------------|
| 6.3.4 实验结果 .....                      | 137        |
| 6.4 小结 .....                          | 141        |
| 参考文献 .....                            | 141        |
| <b>第7章 间歇过程批次轴-时间轴综合学习型优化控制 .....</b> | <b>143</b> |
| 7.1 引言 .....                          | 143        |
| 7.2 一类线性间歇过程综合学习型优化控制 .....           | 143        |
| 7.2.1 线性间歇过程动态 $R$ 参数综合学习型优化控制 .....  | 144        |
| 7.2.2 性能分析 .....                      | 147        |
| 7.2.3 实验结果 .....                      | 152        |
| 7.3 非线性间歇过程综合学习型优化控制策略 .....          | 157        |
| 7.3.1 非线性间歇过程综合学习型优化控制 .....          | 157        |
| 7.3.2 性能分析 .....                      | 159        |
| 7.3.3 实验结果 .....                      | 161        |
| 7.4 小结 .....                          | 167        |
| 参考文献 .....                            | 167        |

# 第 1 章 间歇过程优化控制概述

## 1.1 引言

为满足现代社会瞬息万变的市场要求,现代过程工业正逐渐由生产大批量、通用性的基础材料向既生产基础材料又生产小批量、多品种、系列化、高附加值的专业产品发展。间歇过程(batch process),又称批量生产过程,具有小批量、多品种、系列化、合成步骤复杂、技术密集等特点,能够满足现代过程工业的特点和要求<sup>[1-5]</sup>。半导体加工、制药、注塑、发酵等都属于典型的间歇过程。间歇过程和连续过程在各个行业中的应用情况如图 1.1 所示。可以预见,间歇过程作为具有很强生命力的一种现代过程工业的生产形式,将发挥更大的作用<sup>[6-20]</sup>。

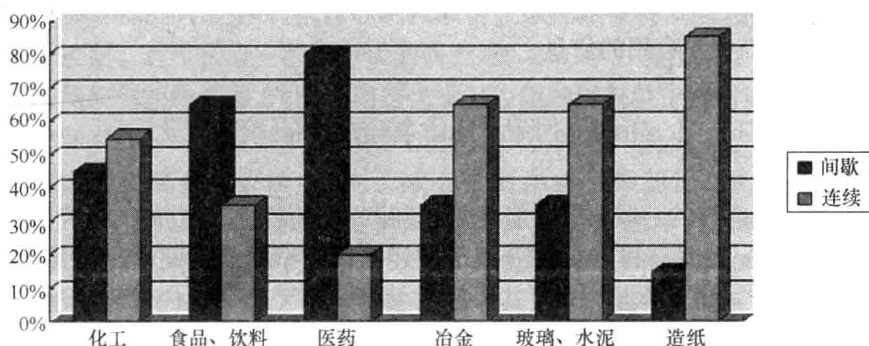


图 1.1 间歇过程和连续过程在各个行业中的应用

在间歇控制标准 SP88 中,间歇过程的定义为:将有限量的物质,按规定的加工顺序,在一个或多个加工设备中加工,以获得有限量的产品,如果需要更多的产品则重复上述过程。简单地讲,就是将反应原料一次加入反应器,反应一段时间或达到一定的反应程度后一次取出全部的反应物料,然后进入下一轮操作。间歇过程是一种生产方式(生产的操作形式),和连续生产方式相对应,可以用同一套多用途、多功能的设备生产多种类型的产品。

虽然,间歇过程在工业上已得到广泛采用,但间歇过程的动态过程是一个一直在“进行中”的过渡过程,运行区间内一般没有稳态工作点,并且具有很强的非线性及动态特性<sup>[7-9]</sup>。由这些特点带来的不利于控制的方面主要有:

(1) 过程的不确定性与时变性。在间歇过程的整个运行中,被加工生产的物

质经历了一个从初态到终态的变化过程,被控系统没有稳定的工作点作为控制器设计的参考,并且时间常数、稳态增益、系统滞后等参数都是时变的。

(2) 难以得到过程精确的机理模型。间歇生产方式的优势在很大程度上是因为其灵活性和柔性,即可针对市场需求进行产品快速加工调整,这样就不可能耗费大量人力物力建立过程精确的机理模型。

(3) 缺乏有效的实时测量和准确的测量手段。在间歇过程中,由于对一些重要的品质指标参数缺乏在线测量手段,无法实施对产品质量的实时监控<sup>[4]</sup>。

这些特性决定了间歇过程控制要比连续过程控制复杂,需要新的非传统的技术<sup>[18]</sup>。如何保证不同批次之间产品品质的一致性成为控制理论界和工业界共同关注的课题。

但是,间歇过程中的以下特点可以被有效利用,从而形成独具特色的研究方向:

(1) 慢速过程。间歇过程属于慢速反应过程,因此有足够的时间在线处理过程信息,进行较复杂的计算,从而实现间歇过程的优化控制。

(2) 重复性。由于间歇过程特有的重复运行特性,每次运行的结果都对下一次的优化运行提供了有用的信息。

## 1.2 间歇过程优化控制的研究状况

近年来,国内外的一些研究学者开展了间歇过程优化控制方面的研究工作,如英国学者 Zhang 及其合作者主要开展了神经网络模型驱动的间歇过程优化策略研究<sup>[2,7,20,21,29,30]</sup>;韩国学者 Lee 及其合作者主要开展了基于迭代学习控制的间歇过程产品质量在线监测研究<sup>[23,26]</sup>;香港学者 Gao 及其合作者主要从 2D 模型和预测控制的角度对间歇过程的优化控制进行了研究<sup>[12-17,19]</sup>;新加坡学者 Chiu 及其合作者主要开展了基于多模型的间歇过程 Run-to-Run 优化及模型预测控制,并应用到实际生产过程中<sup>[31,32]</sup>。另外,清华大学的熊智华、阳宪惠及合作者<sup>[8-10,21]</sup>,东北大学的王福利、毛志忠及合作者<sup>[4,34]</sup>,浙江大学的王树青、陈曦、李平及合作者<sup>[24,27]</sup>,上海交通大学的邵惠鹤、李赣平及合作者<sup>[6]</sup>,南京航空航天大学的陆宁云及合作者<sup>[11]</sup>,北京化工大学的曹柳林、李晓光及合作者<sup>[39]</sup>,华南理工大学的周华、钱宇及合作者<sup>[40]</sup>,北京防化研究院的邹志云及合作者<sup>[41]</sup>,杭州电子科技大学的张日东及合作者<sup>[1]</sup>,大连理工大学的刘涛<sup>[42-46]</sup>,北京化工大学的王友清<sup>[47]</sup>等近年来开展了这方面的研究工作。作者相信,国内外从事间歇过程优化控制研究的学者还有很多,由于篇幅限制,谨向未提及者致歉。

根据用于优化的测量类型,间歇过程的优化控制策略可分为:离线优化、在线优化和 Run-to-Run 优化。其中,Run-to-Run 优化是间歇过程中特有的一种优化

控制方式,有着广阔的发展前景。这种方式根据对历史批次信息的反馈评估与分析,更新过程模型并调整控制方案从而降低批次间的产品差异。主要分为三种:第一种方法是通过简化的机理模型,基于间歇过程操作的重复性,应用积累的操作经验和庞大的历史数据来更新和改进模型以及由模型预估的最优轨线<sup>[22]</sup>;第二种方法是使用主元分析、部分最小二乘、多变量统计分析法等来分析,由此得到优化指标和过程变量之间的统计相关模型,然后使用该模型在后续的批次中根据实时测量值更新操作轨线<sup>[23]</sup>;第三种方法是使用神经网络建立数据驱动模型,基于间歇过程操作的重复性和模型的预测信息,通过优化方法得到最优轨线<sup>[8]</sup>。但是,目前大多数研究结果只适用于线性和轻微非线性过程,对强非线性过程无能为力<sup>[24]</sup>。因此,针对非线性对象的 Run-to-Run 控制是未来的研究热点。

此外,迭代学习控制(iterative learning control)的思想非常适合间歇过程的优化控制。它是一种学习控制策略,适合于一类具有重复运行特性的被控对象,其利用系统先前的控制经验和输出误差来修正当前的控制作用,使被控系统的实际输出轨迹在有限时间区间内尽可能收敛于期望的输入轨线<sup>[25, 26]</sup>。由于间歇过程中具有显著的批次间重复特性,可以利用以前批次的结果作为反馈对下一批次的产品进行控制。近年来有一些这方面的研究,如 Lee 等<sup>[23]</sup>提出了把迭代学习控制和模型预测控制相结合的方法,利用迭代学习控制的思想校正模型误差,而利用模型预测控制来实时地调整辅助变量的优化轨迹;樊雷等<sup>[27]</sup>提出了迭代学习控制和广义预测控制相结合的方法,起到了减小模型误差和抑制扰动的作用;邸丽清等<sup>[10]</sup>提出了利用偏最小二乘的隐变量模型和迭代学习控制结合的思想,得到了不同质量等级的终点质量指标;刘涛等<sup>[45]</sup>将二维系统的稳定性理论应用到了间歇过程的迭代学习控制中,证明了闭环系统的稳定性;贾立等<sup>[48-52]</sup>提出了将数据驱动的神经模糊模型和迭代学习控制结合的思想,并分析了模型及控制器的收敛性。可以看到,迭代学习控制在间歇中的应用已经越来越受到青睐,是解决间歇过程优化控制问题的一个重要途径,有着广阔的发展前景。但是,迭代学习控制在间歇过程中的应用还有很多问题值得深入探讨,如迭代学习控制的初值问题、鲁棒性、学习速度、迭代学习控制的分析方法以及迭代学习控制应用推广都是这一领域的研究热点。

本书将 Run-to-Run 优化控制和迭代学习控制统称为学习型控制(learning-type control)。可以预见,学习型控制将成为间歇过程优化控制的主要方式,但其在间歇过程的理论研究和实际应用方面还远未成熟,如何将具有离散时间特征(批次轴)和连续时间特征(时间轴)的信息统一在学习型控制系统框架下还有待深入研究。

### 1.3 迭代学习控制在间歇过程中的应用

迭代学习控制适合具有某种重复运动(运行)性质的被控对象,可实现有限时间区间上的完全跟踪任务。它通过对被控系统进行控制尝试,以系统输出与给定轨迹的偏差信号修正不理想的控制信号,产生一个新的控制信号,使得系统跟踪性能得以提高<sup>[25]</sup>。

假设连续控制系统可表示为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) \\ y(t) = g(x(t), t) \end{cases} \quad (1.1)$$

其中,  $f, g$  为向量函数;  $x(t), u(t), y(t)$  分别表示系统的状态变量、控制变量和输出变量。假设系统在有限时间区间  $[0, t_f]$  上重复运行, 并且向量函数  $f, g$  在每一次重复运行时所表示的函数关系不变, 则由它们描述的系统动力学特性具有可重复性,  $x_k(t), u_k(t), y_k(t)$  分别表示系统的状态变量、控制变量和输出变量 ( $k=0, 1, 2, \dots$  表示重复操作次数)。因此, 可重复的控制系统(1.1)又可表示为

$$\begin{cases} \dot{x}_k(t) = f(x_k(t), u_k(t), t) \\ y_k(t) = g(x_k(t), t) \end{cases} \quad (1.2)$$

其中,  $t \in [0, t_f]$ 。

式(1.3)描述了更一般的可重复动态系统

$$\begin{cases} \dot{x}_k(t) = f(x_k(t), u_k(t), t) \\ y_k(t) = g(x_k(t), u_k(t), t) \end{cases} \quad (1.3)$$

迭代学习控制问题可描述为: 对于被控系统(1.3), 在有限时间区间  $[0, t_f]$  上可达到期望轨迹  $y_d(t) (t \in [0, t_f])$ , 设计控制学习率, 要求通过多次的重复运行, 使系统的控制输入达到期望控制  $u_d(t)$ , 系统的输出尽可能地跟踪期望轨迹  $y_d(t)$ 。

定义输出误差为

$$e_k(t) = y_d(t) - y_k(t) \quad (1.4)$$

利用当前控制  $u_k(t)$  和输出误差  $e_k(t)$  构造学习率产生下一次迭代的控制  $u_{k+1}(t)$ , 即

$$u_{k+1}(t) = L(u_k(t), e_k(t)) \quad (1.5)$$

其中,  $L(\cdot)$  为算子。

迭代学习控制的算法流程如图 1.2 所示。

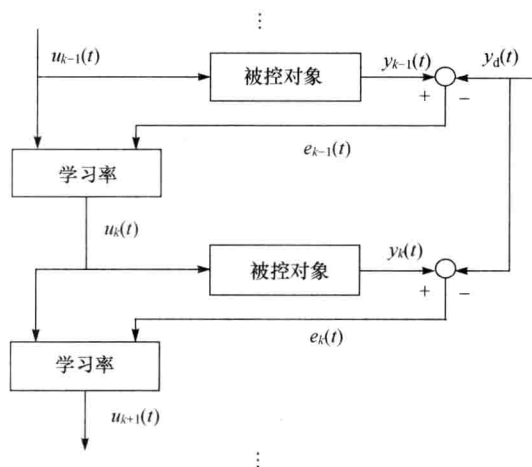


图 1.2 迭代学习控制算法流程图

间歇过程的工作原理如图 1.3 所示,其操作描述为:将反应原料一次加入反应器,反应一段时间或达到一定的反应程度后一次取出全部的反应物料,然后进入下一轮操作。这种“重复性”的特点使它可以利用历史批次的输入、输出以及误差信息来对当前批次的信息进行修正,从而达到对产品质量输出的控制。因此,迭代学习控制的思想非常适合间歇过程的优化控制,利用系统先前批次的控制经验和输出误差来修正当前的控制作用,对下一批次的产品进行控制,使被控系统的实际输出轨迹在有限时间区间内尽可能收敛于期望的输出轨迹<sup>[26]</sup>。

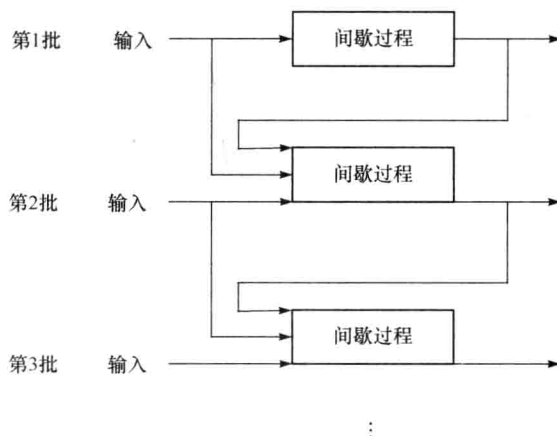


图 1.3 基于迭代学习控制的间歇过程原理图

## 1.4 间歇过程优化控制研究中存在的关键问题

当前间歇过程优化控制研究中,主要存在的问题如下。

### 1. 模型研究问题

间歇过程的优化控制依赖于过程精确的数学模型,这方面早期的工作主要致力于基于机理模型的研究,但是间歇过程的机理通常十分复杂并具有很强的非线性,往往要耗费大量的人力、物力,这与快速反映市场需要的生产背景不能适应,因此,数据驱动模型成为研究的热点。在现有的数据驱动模型研究中,神经网络已显现出其在非线性过程建模中的强大能力,并已从数学上证明具有逼近任意非线性连续函数的能力。间歇过程神经网络模型方面的研究成果见文献[1],[5],[7],[20],[28],[29]。但传统的神经网络建模方法本质上是一种“黑箱”建模法,并且网络中的映射规则不可见、难以理解,不适合于表达基于规则的知识,这样就很难利用间歇过程中已知的机理知识。针对神经网络的缺点,文献[30]中提出采用神经模糊网络建立间歇过程的模型,其实质是将间歇过程的非线性模型在空间中分成几个不同的区域,每个区域具有一个线性的模型,然后通过权值将各个线性模型叠加最后构成一个非线性模型,这样可以有效利用过程中已知的机理知识。但是,文献中采用传统的BP算法训练模型参数,易陷入局部极小。其次,在实际的间歇过程生产中,数据量有限且质量有好有坏,并且过程中也经常存在未知扰动,这样模型与实际过程之间就会存在失配。另外,传统的数据驱动方法多为静态驱动模式。美国自然科学基金会在2000年首先提出了动态数据驱动应用系统的研究概念<sup>[53]</sup>,其基本思想是采用动态数据注入的方式,动态完善和调整实际的仿真结果,可以实现仿真与实际数据之间的动态紧耦合关系。借鉴动态数据驱动应用系统的概念,如果将动态数据驱动模式引入到间歇过程的建模中,动态地吸收新的数据,则可能提供更为精确的预测、控制及更加可靠的输出结果。目前,这方面的报道还比较少。因此,有必要探讨能够合理利用已有机理知识的动态数据驱动建模方法,对模型的可靠性和在线修正问题进行进一步研究。

### 2. 综合优化控制性能分析问题

目前在间歇过程的控制系统设计中,兼顾批次轴上的优化控制和时间轴上的实时控制的研究工作主要侧重于分别独立设计控制器,这不利于控制性能和优化的分析,因此,批次轴-时间轴上的综合优化控制设计是一个值得探讨的课题。另外,对应于间歇过程的建模、优化和控制方法,与之相适应的稳定性理论还没有涉及,间歇过程的特点之一是时间轴上的响应时间是有限的,因此,很多现有的研究

工作只试图对间歇过程批次轴上鲁棒性和收敛性进行研究分析。但是,已有的工作证明了考虑时间轴上的控制性能也非常重要,因为可以保证系统对一些非重复不确定性因素(如非重复参数的摆动、扰动及不确定初始条件)的鲁棒性。因此,有必要对批次轴和时间轴上的控制性能同时进行研究。

### 3. 优化算法的研究问题

寻找实用的求解方法一直是间歇过程优化研究的重点。对于简单的过程对象,优化问题可以利用极大值原理、变分法或动态规划求得问题的解析解。但当间歇过程较为复杂时,以上方法很难求得问题的解析解,因而利用数值方法求解优化问题是必然的选择。但是,目前采用数值优化算法解决间歇过程的优化求解问题的研究成果中,算法的收敛性大多数都是从仿真结果上来说明,没有从数学的角度给出严格的数学证明。因此,有必要从数学的角度研究算法的收敛性和跟踪性能。另外,随着计算机科学的发展,许多智能优化方法,如遗传算法、模拟退火算法、蚁群算法和粒子群算法等,都可以用来解决优化问题,在实际问题中的应用也越来越广泛,并取得了较好的效果。现有的智能优化方法在间歇过程的优化控制中表现出较大的潜能,如李赣平等<sup>[6]</sup>在假定系统机理模型已知的情况下得到了间歇过程的微粒子群最优迭代学习控制方法,但目前这方面的研究还不是很多。因此,利用智能优化算法的优势来解决间歇过程中的优化控制问题,使其不断走向成熟,具有一定的研究价值。

### 4. 特色研究问题

由于间歇过程固有的非稳态性和不确定性,远远比连续过程复杂,但大多数已有的研究成果只是将连续过程中的相关方法做适当的改造延伸应用,有待进行深入研究。

## 1.5 全书概况

本书详细介绍间歇过程的综合学习型优化控制,包括批次轴上的优化性能函数分析、基于性能指标的智能学习控制律、最优求解问题以及时间轴上的实时预测控制问题,并提出批次轴-时间轴综合优化与协同设计方法,弥补当前研究工作中单纯研究批次轴上前向控制或单纯研究时间轴上反馈控制的欠缺。为了使本书的内容更加完备,第2章详细介绍了与本书研究工作相关的神经模糊系统的预备知识。其余章节可分为两部分,第一部分包括第3章和第4章,重点介绍基于数据的间歇过程模型。第5~7章为第二部分,重点介绍间歇过程的综合学习型优化控制;第5章是基于数值分析理论的间歇过程优化控制研究;第6章是基于智能优化

理论的间歇过程优化控制研究;第7章是基于二维系统稳定性理论的间歇过程批次轴-时间轴综合学习型优化控制研究。

本书的主要内容如下所述:

第2章综述神经模糊系统的发展现状。目前,神经网络与模糊逻辑系统融合技术的研究有三类形式:模糊化的神经网络、基于神经网络的模糊逻辑系统、模糊-神经混合系统。本章给出详细介绍,并进一步分析基于神经模糊系统的建模与控制方法的特点。

第3章研究基于数据的间歇过程神经模糊建模方法,从准则函数选取的角度,提出两种完全不同的建模方式。

(1)基于均方差(MSE)准则的间歇过程全局收敛性神经模糊模型:采用一种具有非线性模糊规则后件的神经模糊网络建立间歇过程的模型,提出基于 Lyapunov 方法的全局收敛性参数学习算法,并给出严格的数学证明,从而克服常规采用梯度下降法中参数初始值选择需要尝试和易陷入局部最小的缺点。

(2)基于模型误差概率密度函数(PDF)的间歇过程神经模糊模型:引入概率密度函数控制的概念,构造间歇过程模型误差控制系统,将模型的可调参数作为控制系统的输入,神经模糊模型误差概率密度函数的形状作为控制系统的输出,通过可调参数控制模型误差概率密度函数的空间分布,不仅能够保障模型精度,还可控制模型误差的空间分布形状,从而消除模型中的有色噪声(源文献[48],[54])。

第4章在第3章的基础上,结合间歇过程具有时间轴和批次轴的特点研究基于数据的间歇过程时间轴-批次轴综合模型。常规基于数据的间歇过程建模方法在模型结构中没有考虑间歇过程具有重复性的特性,只是简单地将间歇过程作为一般的非线性结构进行处理。针对该问题,本章将时间轴和批次轴的信息统一在二维集成模型的框架下,对间歇过程的输入输出数据按照三维信息进行处理,使模型参数变为时间函数,从而按照批次轴方向进行学习,合理地应用了间歇过程在批次轴方向上的重复性信息,使模型的结构中蕴含了间歇过程重复性的特性(源文献[55],[56])。

第5章研究基于数值分析理论的间歇过程优化控制。间歇过程的优化控制依赖于过程精确的数学模型,第3章和第4章主要研究了基于数据的间歇过程模型,以此为基础从本章开始讨论间歇过程的优化控制。本章主要采用数值分析的方法,结合迭代学习控制,提出几种基于神经模糊模型的间歇过程迭代学习控制方法,讨论了什么条件下能够使终点输出跟踪误差收敛到一个界内,分析了在变 $R$ 调节的情况下终点输出跟踪误差能够收敛到零,并对优化问题的收敛性和跟踪性能给出严格的数学证明(源文献[50],[51])。

第6章研究基于智能优化理论的间歇过程优化控制。针对间歇过程的特点,结合微粒群优化算法(PSO),提出几种基于智能优化理论的间歇过程优化策略。