

# 杭州电子科技大学

## 硕士学位论文

题 目: 工业过程的预测控制与 PID 控制研究

研 究 生 吴胜

专 业 控制理论与控制工程

指导教师 张日东 研究员

完成日期 2013 年 12 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

工业过程的预测控制与 PID 控制研究

研 究 生： 吴胜

指导教师： 张日东 研究员

2013 年 12 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi  
University**

**for the Degree of Master**

**Research on Model Predictive Control and  
PID Control of Industrial Processes**

Candidate: Wu Sheng

Supervisor: Prof. Zhang Ri-dong

December, 2013

# 杭州电子科技大学

## 学位论文原创性声明和使用授权说明

### 原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名：日期：年 月 日

### 学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业后，发表论文或使用论文工作成果时署各单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名：日期：年 月 日

指导教师签名：日期：年 月 日

## 摘 要

预测控制作为一类极具前景的先进控制算法自从提出以来便得到了广泛的应用，在处理带时滞、耦合等特性的对象上，预测控制的性能要比传统的 PID 控制好很多，但是受到成本、硬件等约束，预测控制的应用并没有传统 PID 控制那么广泛。

动态矩阵控制作为预测控制中应用最为广泛的一种算法，仅适用于渐近稳定的对象。在实际的工业过程中存在着许多非自衡对象，传统的动态矩阵控制算法在处理这类对象时会因为模型截断而造成预测误差，从而导致控制器失效。

针对上述问题，本文做了两个方面的研究工作：一是对传统的动态矩阵控制算法进行改进，得到一种适用于非自衡对象的动态矩阵控制算法。该方法首先通过引入新的转移矩阵去避免动态矩阵控制算法应用于非自衡对象时的预测误差，然后通过提出新的误差校正方法来完善非自衡对象的动态矩阵控制问题，最后通过对非自衡对象的控制仿真验证了算法的有效性；二是结合预测控制与传统 PID 控制的优点，将 PID 控制器的控制律结构引入预测控制中，最终得到了一种新的 PID 控制器，该 PID 控制器既有预测控制的良好性能又有传统 PID 控制器的简单结构，并通过对焦化装置对象的控制仿真验证了新的 PID 控制器的有效性。

关键词：预测控制，PID 控制，非自衡对象，转移矩阵，误差校正

## ABSTRACT

As a promising advanced control algorithm, model predictive control (MPC) has acquired significant applications since it was proposed to show better performance than conventional proportional-integral-derivative (PID) control in dealing with processes with time delay, dynamics coupling and so on. However, the application of MPC is less convenient than traditional PID control in terms of simpler structures, cost and hardware in the practice.

Dynamic Matrix Control (DMC) is the most widely used MPC algorithm that is only suitable for the asymptotically stable process. In terms of the integrating systems in industries, the application of DMC algorithm is not effective because there will be a prediction error caused by the cutoff of model.

In this thesis, two main points are addressed. A modified DMC is proposed for integrating processes where the shifting matrix of DMC algorithm is corrected to avoid the prediction error caused by the model cutoff and a novel error correction method is derived to facilitate the application of DMC algorithm to integrating processes. Simulation results verify the effectiveness of the improved DMC algorithm finally. Another issue is the combination of advantages of predictive control and traditional PID controllers, where predictive control and traditional PID control are combined to form a novel PID controller that has the same performance as predictive control and the simple structure as traditional PID controller simultaneously. Simulation results on industrial coke processes show the effectiveness of the new PID controller.

**Keywords:** model predictive control (MPC), PID control, integrating processes, shifting matrix, error correction

## 目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 PID 控制以及预测控制研究现状 .....	1
1.1.1 PID 控制研究现状 .....	1
1.1.2 预测控制研究现状.....	2
1.2 本文研究的背景.....	3
1.3 本文内容安排.....	5
第 2 章 基本的 PID 控制算法和预测控制算法 .....	6
2.1 基本的 PID 控制算法 .....	6
2.2 传统的 PID 调节方法 .....	8
2.2.1 Ziegler-Nichols 方法 .....	8
2.2.2 Cohen-Coon 方法 .....	8
2.2.3 内模控制整定法.....	9
2.2.4 Tyreus-Luyben 方法 .....	9
2.3 基本的预测控制算法.....	9
2.3.1 动态矩阵控制.....	9
2.3.2 动态矩阵控制的参数调节.....	12
2.3.3 预测函数控制.....	13
2.3.4 预测函数控制的参数调节.....	15
2.4 本章小结.....	15
第 3 章 非自衡对象的动态矩阵控制.....	17
3.1 传统的移位矩阵.....	17
3.2 改进的移位矩阵.....	17
3.3 模型长度的选择.....	18
3.4 新的误差校正方法.....	18
3.5 控制律.....	19
3.6 稳定性分析.....	19
3.7 仿真研究.....	22
3.8 本章小结.....	23

---

第 4 章 基于预测函数控制优化的 PID 控制 .....	24
4.1 PFC 优化的 PID 控制 .....	24
4.2 仿真研究 .....	26
4.2.1 分馏塔液位的控制 .....	30
4.2.2 焦化炉炉膛压力的控制 .....	36
4.3 本章小结 .....	39
第 5 章 基于动态矩阵控制优化的 PID 控制 .....	40
5.1 DMC 优化的 PID 控制 .....	40
5.2 焦化炉炉膛温度的控制仿真 .....	43
5.3 本章小结 .....	46
第 6 章 总结与展望 .....	47
6.1 论文研究工作总结 .....	47
6.2 展望 .....	47
致 谢 .....	49
参考文献 .....	50
附 录 .....	56



## 第 1 章 绪论

### 1.1 PID 控制以及预测控制研究现状

#### 1.1.1 PID 控制研究现状

在实际工业过程对象的控制中, PID 控制是一种最为常见的控制方法, 因为简单有效其应用占了所有控制器的 95% 以上<sup>[1]</sup>。PID 控制器虽然只有三个需要调节的参数, 但是找到一组合适的 PID 参数并不是一件简单的事情, 因此在工业过程中的 PID 控制器大部分都是不充分调节的<sup>[2]</sup>。最早的 PID 参数调节方法是由 Ziegler 和 Nichols 在 1942 年提出的, 它作为一种著名的 PID 参数整定方法在实际工业过程中得到了广泛的参考以及应用, 尽管其他更有力的控制算法随后也得到了很大的关注和发展, 但是每年依旧有许多新的 PID 参数整定方法出现<sup>[3]</sup>。

值得注意的是这些被提出的 PID 参数整定方法大多建立在简单的模型上, 例如稳定的一阶滞后加时滞的模型(first order plus dead time, FOPDT)、积分加滞后的模型(integrator plus dead time, IPDT)或者不稳定的一阶滞后加时滞的模型(unstable first order plus dead time, UFOPDT), 因为这些模型都可以很容易从实际过程的数据中获得。只适用于 FOPDT 模型的 PID 参数整定办法有 Cohen 和 Coon<sup>[4]</sup>、Rivera<sup>[5]</sup>、Wang<sup>[6]</sup>等等; 只适用于 IPDT 模型的 PID 参数整定方法有 Tyreus 和 Luyben<sup>[7]</sup>、Luyben<sup>[8]</sup>等等; 只适用于 UFOPDT 模型的 PID 参数整定方法有 Depaor 和 O'Malley<sup>[9]</sup>、Venkatasankar 和 Chidambaram<sup>[10]</sup>、Marchetti<sup>[11]</sup>、Visioli<sup>[12]</sup>等等。除此以外, 还有些 PID 参数整定方法适用于多种模型, 例如适用于 FOPDT 和 IPDT 模型的 PID 参数整定方法有 Skogestad<sup>[2]</sup>、Ziegler 和 Nichols<sup>[13]</sup>、Astrom 和 Hagglund<sup>[14]</sup>等等; 适用于 IPDT 和 UFOPDT 模型的 PID 参数整定方法有 Lee<sup>[15]</sup>等等; 适用于 FOPDT 和 UFOPDT 模型的 PID 参数整定方法有 Padma<sup>[16]</sup>等等。

此外, 不同的控制目标也被引进来获得 PID 控制器的参数, 在文[4]和文[13]中, 控制目标的改变让这两种方法对积分过程有了很好的抗干扰能力, 但是跟踪性能以及处理大时滞对象的能力受到了很大的影响; 在文[5]中, 控制目标的改变让这种方法获得了良好的鲁棒性能以及跟踪性能, 但是在处理大时滞对象时, 抗干扰性能不佳。

针对稳定对象和积分对象, Skogestad 提出了一种简单的 PID 参数调整方法, 该方法有着良好的跟踪性能以及抗干扰性能<sup>[2]</sup>; 针对稳定对象和积分时滞对象, Astrom 和 Hagglund 提出了 AMIGO 方法用来整定 PID 参数, 该方法在系统的鲁棒性能以及控制性能上做了折衷的考虑<sup>[14]</sup>。为了统一各类系统的 PID 参数整定

方法, Julio E. Normey Rico 和 Jose Luis Guzman 在 2012 年提出了一种统一的 PID 参数整定办法, 该方法对稳定对象、积分对象以及不稳定的时滞对象均适用<sup>[17]</sup>。

智能控制算法的发展也为 PID 参数的整定注入了活力, 形成了许多新的 PID 控制方法, 例如模糊 PID 控制、神经网络 PID 控制、专家 PID 控制等等。在模糊 PID 控制中, 首先结合被控对象的实际情况和控制经验去建立相应的模糊控制规则, 然后在系统运行过程中根据检测到的数据去查询控制规则表, 最终计算出 PID 控制器的参数, 控制的精度很大程度上取决于建立的控制规则表。由于 PID 控制器的参数可以根据实际情况在线调整, 因此模糊 PID 控制器也适用于时变的对象, 目前已有许多常见的模糊 PID 控制, 例如模糊 PI 控制器、模糊 PD 控制器、模糊 PID 控制器等等<sup>[18-23]</sup>。在神经网络 PID 控制中, 主要是在设定的优化目标下利用神经网络的逼近能力和自学习能力去调整 PID 控制器的参数, 获得的 PID 控制器拥有自适应能力, 能够适应系统参数、结构等的变化, 其中神经网络的选择、加权系数初始值的选择等等都对控制效果有着很大的影响。目前已有的神经网络 PID 控制中, BP 神经网络 PID 控制器是最常见的一种, 许多学者都在 BP 神经网络的基础上做了 PID 参数的整定工作<sup>[24-27]</sup>。专家 PID 控制是基于专家知识和试验总结的一类 PID 控制方法, 它需要首先选出反映系统特性的特征参数, 找出不同特性参数下系统动态需要的控制量, 并以此对系统动态进行分类, 再存于专家系统知识库中, 在系统运行的过程中, 通过检测到的特征参数值结合知识专家库中的规则进行推理得到 PID 控制器的参数。在专家 PID 控制中, 常见的特征参数有系统超调量、稳态时间、峰值比、衰减比和上升时间等等, 专家系统中知识的全面性以及推理的智能程度对系统的控制精度有很大的影响<sup>[28]</sup>。

### 1.1.2 预测控制研究现状

随着计算机控制机的发展, 预测控制作为一种先进控制算法出现于 20 世纪 70 年代, 其特有的工业背景吸引了广大学者的关注与研究, 成为过程控制中的典范, 主要原因在于其对模型精度的宽容性以及在设计中考虑软硬约束的可能性等等<sup>[29]</sup>。

传统的预测控制方法包括基于阶跃响应数据的动态矩阵控制(dynamic matrix control, DMC)、基于脉冲响应数据的模型算法控制(model algorithmic control, MAC)以及基于 CARIMA 模型的广义预测控制(generalized predictive control, GPC), 这些算法可以被统称为基于线性模型的预测控制算法。目前这类算法的研究已经相对成熟, 一些知名的软件公司也推出了相应的 MPC 软件包, 例如 DMC 公司推出的 DMC-Plus、Honeywell 公司推出的 RMPCT、Setpoint 公司推出的 SMC-Idcom 等等, 这些软件包都在实际工业过程中获得了广泛的应用

并为企业创造了巨大的价值<sup>[30]</sup>。

在实际工业过程中,大部分对象都是非线性的,传统的预测控制算法在处理这些对象时难免有所割舍,因此近些年来非线性的模型预测控制(NLMPC)成为研究的热点。非线性预测控制研究的主要思路为先建立被控对象的非线性模型,例如 Wiener、Laguerre、支持向量机、神经网络和 Hammerstein 等模型,然后直接推导求解控制量或者通过其他寻优算法去求解控制量<sup>[31]</sup>。近些年在非线性的预测控制的研究上涌现了大量的成果,例如 Grosman 用遗传算法解决了非线性预测控制的优化问题<sup>[32]</sup>,Karer 等将模糊逻辑引入非线性预测控制中解决了批次反应器的温度控制问题<sup>[33]</sup>,Shafiee 等通过将 wiener 模型线性化解决了反应器的非线性预测控制问题<sup>[34]</sup>,Al Seyab 等提出了基于神经网络模型的非线性预测控制方法<sup>[35,36]</sup>,Balaji 等通过递推运算解决了反应器的非线性预测控制问题<sup>[37]</sup>,Causa 等通过遗传算法解决了反应器温度的混合模糊非线性预测控制问题<sup>[38]</sup>,Dehaan 等非线性预测控制方法中引入了自适应输入参考轨迹参数<sup>[39]</sup>,Raffo 等结合拉格朗日-欧拉方程与  $H_\infty$  鲁棒解决了飞行器的非线性预测控制问题<sup>[40]</sup>等等。国外知名的软件公司也推出了一些 NLMPC 的软件包,例如 Adersa 公司推出的 PFC、Aspen Technology 公司推出的 Aspen Target、Continental Controls 公司推出的 MVC 等等,这些非线性预测控制的软件包也逐步获得了应用。除了上述的非线性模型以外,近些年基于状态空间模型和扩展状态空间模型设计的预测控制也吸引了不少学者的兴趣,因为采用状态空间模型能更方便地描述系统的内部状态,并在控制器设计时有效地利用这些状态信息进行状态反馈、状态约束等等,在这方面也出现了一些代表性的成果<sup>[41-45]</sup>。

能在设计中考虑硬软约束的可能性也让约束预测控制的研究成为了热点,因为模型预测控制可以将约束直接纳入到目标函数的优化中。对于约束预测控制,目前已有一些成果,例如 Lee 等基于无穷范数优化目标得到了能处理输入约束的预测控制器,Abou-Jeyab 等基于多变量模型与二次规划得到了一种能处理输入输出约束的 GPC 算法等等,但我们仍需要考虑的是约束求解方法的简便性、有效性以及实时性<sup>[46-49]</sup>。

## 1.2 本文研究的背景

在实际的工业生产过程中存在着许多非自衡对象,例如精馏塔液位、锅炉汽包水位以及许多储罐等等,非自衡对象由于其特有的积分特性使得其在定值阶跃下的响应会趋于无穷。DMC 是预测控制中使用的最为常见的一种算法,因为它建立在被控对象的阶跃响应系数的基础上,这使 DMC 的设计较为方便。传统的 DMC 算法一般适用于渐近稳定的对象,对于非自衡对象会因为模型截断而造成预测误差,从而使得其不能被直接应用于非自衡对象<sup>[50-51]</sup>。

对于非自衡对象的预测控制问题,不少学者做了研究并得出了成果。文献[52]通过分离非自衡对象中的积分环节,解决了非自衡对象的 DMC 算法问题,但是建模太过于复杂;文献[53]分析了非自衡对象的阶跃响应特性,建立了非自衡对象的系统模型,再通过递推得到了未来时刻的预测输出,最终解决了非自衡对象的 DMC 算法问题,但是算法的结构被改变,使得其在计算量以及实际应用难度上都略有增加;文献[54]建立系统的 CARIMA 模型,再通过 Diophantine 方程递推出未来的预测输出,从而解决了非自衡对象的 DMC 算法问题,但求解过程过于复杂;文献[55]分析了非自衡对象的阶跃响应参数特性,通过改变传统 DMC 算法转移矩阵的参数避免了因模型截断而产生的预测误差,在保留传统算法结构的基础上将其应用到非自衡对象上,但是由于缺少一种针对于非自衡对象 DMC 算法的误差校正方式,被控系统在受到持续的输入输出干扰时,不能恢复到设定的平衡状态;文献[56][57]分析了预测函数控制(predictive functional control, PFC)算法在非自衡对象中的应用并分别提出了一种针对于非自衡对象 PFC 算法的误差校正方法,同时结合非自衡对象的脉冲响应数据去进行建模分析,最终解决了非自衡对象的 PFC 算法问题;文献[58]中针对于带时滞的非自衡对象提出了一种稳定的模型预测控制器,并讨论分析了一步方法和两步方法的稳定性能以及跟踪性能;文献[59]中提出了一种带输出反馈的无限预测时域的鲁棒模型预测控制器来解决非自衡对象的控制问题。

值得关注的是文献[55]中的方法,该方法中提出的针对于非自衡对象的转移矩阵在成功避免了因模型截断造成的预测误差的同时保留了传统 DMC 算法的结构,在此基础上如果能找到一种合适的误差校正策略来补偿受干扰的非自衡系统,那么将会是很有意义的。

除此以外,在实际工业过程中也存在着许多带有大时滞、强耦合等特性的对象,传统的 PID 控制在这些对象的应用上往往得不到理想的效果<sup>[60-62]</sup>。对于大时滞的对象,Smith 预估器作为一种先进的 PID 控制器被提出来,在 Smith 预估器的作用下,被控对象传递函数中的滞后项被分离出来,这样得到的响应曲线相当于在不带滞后的传递函数响应曲线上加一个平移,控制性能便得到了很大的提升。从实际应用的角度来看,Smith 预估器的设计基于对被控对象建立的模型,只有在模型与实际对象相差无几的情况下,Smith 预估器的效果才能体现出来,然而这在实际工业过程中是很难保证的,因此 Smith 预估器的应用受到了很大的阻碍<sup>[63-66]</sup>。

为了满足工业过程的需求,预测控制作为一种先进控制算法被提出来,并在实际工业过程中得到了较为广泛的应用<sup>[67-68]</sup>。预测控制相较传统的 PID 控制有着更好的性能,尤其是在大时滞、带耦合特性对象的控制中,但是由于受到成本、

硬件等的限制，预测控制的应用并没有 PID 控制那样广泛。如何结合预测控制算法去提高传统 PID 控制器的性能，这是一个值得思考的问题。文献[69]通过结合广义预测控制(GPC)和传统 PID 控制，最终得到的 PID 控制器在带有 GPC 算法优越性能的同时也保留了原有简单的控制结构；文献[70]在简化的 GPC 算法的基础上开发了一种新的 PID 控制器，得到的 PID 控制器的性能相较以前有了很大的提升；文献[71]在预测控制的框架中引入了模糊 PID 控制器，最终得到了一种多变量的预测模糊 PID 控制器。除此以外，其他智能控制算法也被引入来提升传统 PID 控制器的性能<sup>[72-77]</sup>。

### 1.3 本文内容安排

在本文接下来的内容中将主要围绕两个方面来展开：非自衡对象的 DMC 控制与基于预测控制优化的 PID 控制。

第二章中将主要介绍基本的 PID 控制与预测控制方法，并对一些常用的 PID 参数整定方法以及预测控制参数的选择方法进行简要介绍。

第三章中将对非自衡对象的 DMC 控制进行详细阐述，并结合例子来仿真证明本章中提出的误差校正方法的有效性。

第四章的主要内容为基于预测函数控制优化的 PID 控制，在本章中将对优化过程进行详细的推导，并结合焦化装置中的对象进行仿真研究。

第五章的主要内容为基于 DMC 优化的 PID 控制，在本章中依旧会对优化过程进行详细的推导，并结合焦化装置中的对象进行仿真研究。

第六章的主要内容为论文工作的总结以及展望。

## 第 2 章 基本的 PID 控制算法和预测控制算法

PID 控制是最早出现的基于经典控制理论的控制策略之一，也是历史最为悠久、生命力最强的基本控制算法，由于实施简单、鲁棒性强以及适应性强等因素，PID 控制在过程控制中一直处于主导地位。在 20 世纪 40 年代以前，PID 控制算法是除了开关控制以外唯一的控制方法，随着计算机控制的发展以及成熟，预测控制作为一种先进控制算法出现在石油化工过程的控制中，并取得了优于传统 PID 控制方法的性能，此后预测控制在流程工业中的应用越来越广泛，并逐步向其他行业扩展。本章接下来的内容将主要介绍这两种基本的控制算法以及相应的参数调节方法。

### 2.1 基本的 PID 控制算法

在实际工业过程的控制中，PID 控制器由于参数少、结构简单、易于实施等因素占据了 90% 以上的应用。为了满足各类工业需求，PID 控制的参数调节方法以及结构都出现了很多的改良，但是这些改良并未脱离 PID 控制的思想。随着计算机控制的发展以及成熟，数字 PID 控制器的应用更加广泛，相较模拟 PID 控制器，它可以更加方便地进行 PID 参数的调整以及控制策略的改变。下面将主要介绍基本的数字 PID 控制算法：

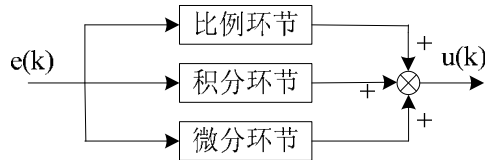


图 2.1 数字 PID 控制器

如图 2.1 所示，PID 控制器有三个环节，分别为比例环节、积分环节和微分环节， $k$  时刻设定值与实际输出值之间的误差  $e(k)$  经过这三个环节的组合运算后便得到相应的控制输入量  $u(k)$ ，具体的形式如下：

$$u(k) = K_p e(k) + \frac{K_p}{T_i} \sum_{j=0}^k e(j) T_s + K_p T_d \frac{e(k) - e(k-1)}{T_s} \quad (2.1)$$

其中， $K_p$  为 PID 控制器的比例系数， $T_i, T_d$  分别为 PID 控制器的积分、微分时间， $T_s$  为采样时间。

对于 PID 控制器而言，其控制效果取决于  $K_p, T_i, T_d$  这三个参数的取值大小，三个参数对应的环节对被控系统有着不同的调节作用。

(1) 比例环节：

比例环节可以将跟踪误差  $e(k)$  进行比例放大,一旦有误差产生便产生相应的控制量去减少误差,但是并不能消除余差。 $K_p$  越大,比例作用越强,系统的快速性越好,稳态误差越小,但并不是越大越好, $K_p$  太大以后系统的超调量会随之变大,到最后可能会导致被控系统发散失控。对于比例作用,在系统 PID 控制器的设计中,可以在控制过程初期时将  $K_p$  设置为较小的值,以避免初始阶段误差  $e(k)$  被过度放大而导致的控制量  $u(k)$  过大,从而引起的超调量过大;在控制过程中后期的时候,可以适度加大  $K_p$  的值,让系统的调节过程更快速一些。

## (2) 积分环节:

积分环节在系统的调节过程中主要被用来消除系统的余差以及提高系统控制的精度,这里只适用于自平衡的系统,对于非自衡的系统,加入积分环节会引起积分饱和,从而达不到预期的控制效果。 $T_i$  越小,积分作用越大,更加有利于系统消除余差,但并不是越大越好。积分作用过大以后,系统的超调量会变大,甚至会引起系统振荡;过小的积分作用对于系统的调节也是不利的,系统可能会由于积分作用过弱而导致余差仍然存在,从而影响系统的控制精度。与比例作用类似,在系统控制器的设计过程中,可以在控制过程初期时选取小些的积分系数以避免系统出现过大的超调,在控制过程中后期时适当加大积分系数的值以提升系统的控制精度。

## (3) 微分环节

微分环节在系统的调节过程中主要起着改善动态性能的作用,它能反映系统误差信号的变化趋势,从而提前给系统修正信号,减少调节时间,减小超调量。 $T_d$  越大,微分作用越强,系统的动态性能越好,但并不是越大越好。过大的微分作用会导致系统的抗干扰能力变弱;过小的微分作用会导致系统的响应速度过慢,超调量增加,稳定性变差。对于时滞不太大的系统,在 PID 控制器的设计上可以去掉微分环节构成 PI 控制器加以控制;对于大时滞的系统,微分环节是必需的,被去除以后会严重影响 PID 控制器的调节效果。

式(2.1)对应的数字 PID 控制也被称为位置式 PID 算法,因为这里的控制量  $u(k)$  与执行机构的位置是对应起来的。对于位置式 PID 算法,一方面在求解控制量  $u(k)$  的过程中,因为每次都与前面所有时刻的误差有关,从而会导致计算量偏大;另一方面由于控制量  $u(k)$  对应的是执行机构的实际位置,在计算机出现故障时可能会引起  $u(k)$  大幅度变化,此时执行机构的位置会随之大幅度变化,这在实际的工业过程中是不允许的。

当执行机构为步进电机、电动阀门等装置时,为了解决上述问题,增量式 PID 算法应运而生,其控制规律如下所示:

$$\Delta u(k) = K_p(e(k) - e(k-1)) + \frac{K_p T_s}{T_i} e(k) + \frac{K_p T_d}{T_s} (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)) \quad (2.2)$$

其中，各参数的意义均与式(2.1)中的相同， $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ 。

式(2.2)可由式(2.1)推导得到，从式(2.2)中可以看出对增量式 PID 算法而言， $k$  时刻的控制增量  $\Delta u(k)$  只与三个时刻的误差  $e(k), e(k-1), e(k-2)$  有关，计算量相比之前的位置式 PID 算法小了很多；从另一方面来说，因为这里得到的控制增量  $\Delta u(k)$  对应的是执行机构的位置变化量，在计算机发生故障时，由于信号的锁存，控制量可以保持原来的值，这样便可以减小故障带来的损失。

在实际的工业过程中，如果需要的依旧是  $k$  时刻的控制量  $u(k)$ ，可以通过  $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$  去计算得到。对于位置式 PID 算法和增量式 PID 算法并没有绝对的好坏，在控制精度要求很高的系统中，使用位置式 PID 算法更加合适，当执行机构需要的是控制增量时，使用增量式 PID 算法更加合适。

## 2.2 传统的 PID 调节方法

PID 控制器虽然只有三个参数，但是在不了解系统过程的情况下找出一组合适的 PID 参数并不是一件简单的事情。PID 控制自从被提出以来，国内外学者对其参数调节方法的研究便没有停止过，每年都有几百种改进的 PID 参数调节方法出现，这里简要介绍几种与本文有关的传统 PID 参数调节方法<sup>[78-79]</sup>。

### 2.2.1 Ziegler-Nichols 方法

Ziegler 和 Nichols 在总结了前人理论和实验数据的基础上于 1942 年提出了一种著名的 PID 参数工程整定方法，简称 Z-N 法，具体公式如下所示：

表 2.1 Z-N 法 PID 参数

控制器类型	$K_p$	$T_i$	$T_d$
P	$0.5 K_u$		
PI	$0.45 K_u$	$0.833 P_u$	
PID	$0.6 K_u$	$0.5 P_u$	$0.125 P_u$

表中， $K_u$  是系统的临界增益， $P_u$  是系统的临界振荡周期。

### 2.2.2 Cohen-Coon 方法

为了弥补 Z-N 法在处理时滞过程上的不足，Cohen 和 Coon 提出了一种改进的 PID 参数调节方法，简称 C-C 法，该方法建立在 FOPDT 模型的基础上，模型如下所示：

$$G(s) = \frac{K e^{-\tau s}}{Ts + 1} \quad (2.3)$$

其中， $K$  为系统的增益， $T$  为系统的时间常数， $\tau$  为系统的滞后时间。



如式(2.3)中所示的模型可以很容易从被控对象的阶跃响应数据中获得,因此  
在实际工程应用中倍受青睐。C-C 法具体公式如下所示:

$$K_p = \frac{T}{K\tau} \left( \frac{16T+3\tau}{12T} \right), T_i = \frac{\tau(32+6(\frac{\tau}{T}))}{13+8(\frac{\tau}{T})}, T_d = \frac{4\tau}{11+2(\frac{\tau}{T})} \quad (2.4)$$

### 2.2.3 内模控制整定法

结合内模控制(inner model control, IMC)的原理,另一种有效的 PID 参数整定  
方法被提了出来,简称 IMC-PID 法,它依旧建立在 FOPDT 模型的基础上,具体  
参数如下所示:

$$K_p = \frac{(T+0.5\tau)}{K(\lambda+0.5\tau)}, T_i = T+0.5\tau, T_d = \frac{T\tau}{2T+\tau} \quad (2.5)$$

其中,  $\lambda$  用来调节 PID 控制器的性能,一般取  $\lambda > 0.8\tau$ 。

### 2.2.4 Tyreus-Luyben 方法

Tyreus 和 Luyben 提出了一种新的 PID 参数整定方法,简称 T-L 法,该方法  
是基于系统稳定性分析的 PID 参数整定方法,它减少了系统的振荡,增强了系  
统的稳定性,具体参数如下表所示:

表 2.2 T-L 法的 PID 参数

控制器类型	$K_p$	$T_i$	$T_d$
PI	$K_u/3.2$	$2.2 P_u$	
PID	$K_u/2.2$	$2.2 P_u$	$P_u/6.3$

表中,  $K_u$  是系统的临界增益,  $P_u$  是系统的临界振荡周期。

## 2.3 基本的预测控制算法

预测控制作为先进控制算法的代表,自从被提出以来便迅速在实际工业过程  
中获得广泛的应用,尤其是在大时滞对象的处理上。对于预测控制而言,由于其  
带有滚动优化与反馈校正的特性,所以并不需要很精确的模型,这给预测控制的  
实施应用带来了很大的好处。目前在实际工业过程中,动态矩阵控制算法与预测  
函数控制算法的应用最多,本文中接下来的章节涉及到的也为这两类算法,这里  
将主要介绍这两种算法。

### 2.3.1 动态矩阵控制

动态矩阵控制算法是基于被控对象阶跃响应数据的一类算法,它主要适用于  
线性渐近稳定的系统,对于非线性的系统,可以先将其线性化再实施控制;对于  
不稳定的系统可以先通过 PID 控制将其变为一个广义的稳定被控系统以后再通  
过 DMC 算法去实施广义系统的控制。与其他预测控制算法一样,它的基本原理

有三个：预测模型、滚动优化与反馈校正。

### (1) 预测模型

在得到被控系统的单位阶跃响应系数  $a_1, a_2, \dots$  以后，我们通过选取合适的模型长度  $N$  便可得到系统的模型向量  $a = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ ，在控制增量  $\Delta u(k)$  的作用下，未来时刻的预测输出为

$$\tilde{y}_1(k+i|k) = \tilde{y}_0(k+i|k) + a_i \Delta u(k) \quad (2.6)$$

其中， $\tilde{y}_1$  为  $\Delta u(k)$  作用后的模型预测输出， $\tilde{y}_0$  为模型的初始预测值， $k+i|k$  为  $k$  时刻对  $k+i$  时刻的预测， $T$  为矩阵的转置符号。

同样地，在  $M$  个连续的控制增量  $\Delta u_M(k) = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+M-1)]^T$  作用下，未来时刻的预测输出为：

$$\tilde{y}_M(k+i|k) = \tilde{y}_0(k+i|k) + \sum_{j=1}^{\min(M,i)} a_{i-j+1} \Delta u(k+j-1) \quad (2.7)$$

其中， $\tilde{y}_M$  为在  $\Delta u_M(k)$  作用下的模型预测输出，其余的参数与式(2.6)中的相同。

### (2) 滚动优化

在 DMC 算法中，每个时刻需要计算控制增量  $\Delta u_M(k)$ ，再从  $\Delta u_M(k)$  中取出第一项  $\Delta u(k)$  进行实施，在下一时刻根据新的模型预测值与目标函数去重新计算  $\Delta u_M(k)$ ，依此循环，目标函数  $J(k)$  如下所示：

$$\min J(k) = (w_p(k) - \tilde{y}_{PM}(k))^T Q (w_p(k) - \tilde{y}_{PM}(k)) + \Delta u_M^T(k) R \Delta u_M(k) \quad (2.8)$$

其中，

$$w_p(k) = [w(k+1), w(k+2), \dots, w(k+P)]^T$$

$$w(k+i) = \beta^i y(k) + (1 - \beta^i) c$$

$$\tilde{y}_{PM}(k) = [y_M(k+1|k), y_M(k+2|k), \dots, y_M(k+P|k)]^T$$

$$Q = \text{diag}(q_1, q_2, \dots, q_P); R = \text{diag}(r_1, r_2, \dots, r_M)$$

$P, M$  分别为 DMC 算法的优化时域与控制时域，一般选取  $M \leq P \leq N$ ， $w_p(k)$  为  $k$  时刻的参考轨迹， $c$  为设定值， $Q, R$  分别为误差权矩阵与控制量权矩阵， $\beta$  为参考轨迹的柔化系数， $y(k)$  为  $k$  时刻被控对象的实际输出， $q_1, q_2, \dots, q_P$  与  $r_1, r_2, \dots, r_M$  分别为对应的权系数。

滚动优化的过程也就是以  $\Delta u_M(k)$  作为优化变量，在式(2.7)的基础上去求解式(2.8)中优化问题的过程，为了求解这个优化问题，首先我们可以得到如下式子：

$$\tilde{y}_{PM}(k) = \tilde{y}_{P0}(k) + A \Delta u_M(k) \quad (2.9)$$

其中，

$$\tilde{y}_{PM}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{y}_M(k+1|k) \\ \tilde{y}_M(k+2|k) \\ \vdots \\ \tilde{y}_M(k+P|k) \end{bmatrix}; \tilde{y}_{P0}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{y}_0(k+1|k) \\ \tilde{y}_0(k+2|k) \\ \vdots \\ \tilde{y}_0(k+P|k) \end{bmatrix}; A = \begin{bmatrix} a_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_M & \cdots & a_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_P & \cdots & a_{P-M+1} \end{bmatrix}$$

$A$  是由阶跃响应系数组成的  $P \times M$  维的动态矩阵。

结合以上的式子，对目标函数  $J(k)$  求导可得控制增量  $\Delta u_M(k)$ ：

$$\Delta u_M(k) = (A^T Q A + R)^{-1} A^T Q (w_p(k) - \tilde{y}_{P0}(k)) \quad (2.10)$$

对于式(2.10)而言，其中  $(A^T Q A + R)^{-1} A^T Q$  是可以事先离线计算出来的定值，因此整体的计算量不大。

### (3) 反馈校正

在实际的工业生产过程中，误差是不可避免的，一方面由于外界存在的干扰，另一方面由于模型的误差，所以进行反馈校正是必要的。

$k$  时刻当  $\Delta u(k)$  作用于被控对象以后，我们可以得到在其作用下的未来时刻的预测输出值：

$$\tilde{y}_{N1}(k) = \tilde{y}_{N0}(k) + a \Delta u(k) \quad (2.11)$$

其中，

$$\tilde{y}_{N1}(k) = [\tilde{y}_1(k+1|k), \tilde{y}_1(k+2|k), \dots, \tilde{y}_1(k+N|k)]^T$$

$$\tilde{y}_{N0}(k) = [\tilde{y}_0(k+1|k), \tilde{y}_0(k+2|k), \dots, \tilde{y}_0(k+N|k)]^T$$

在  $k+1$  时刻得到被控对象的实际输出  $y(k+1)$  以后，我们便可以得到实际输出与模型预测值之间的误差  $e(k+1)$ ：

$$e(k+1) = y(k+1) - \tilde{y}_1(k+1|k) \quad (2.12)$$

为了弥补由于干扰或者模型失配带来的误差，这里我们采用加权的方式对模型预测输出值进行补偿：

$$\tilde{y}_{cor}(k+1) = \tilde{y}_{N1}(k) + h e(k+1) \quad (2.13)$$

其中，

$$\tilde{y}_{cor}(k+1) = [\tilde{y}_{cor}(k+1|k+1), \tilde{y}_{cor}(k+2|k+1), \dots, \tilde{y}_{cor}(k+N|k+1)]^T$$

$$h = [h_1, h_2, \dots, h_N]^T$$

$h_1, h_2, \dots, h_N$  为校正权矩阵  $h$  里面的权系数。

得到修正后的模型预测输出以后，在  $k+1$  时刻由于时间基点发生变动， $\tilde{y}_{cor}$  还需要经过移位才能成为  $k+1$  时刻对未来时刻的初始预测输出值：

$$\tilde{y}_{N0}(k+1) = S\tilde{y}_{cor}(k+1) \quad (2.14)$$

其中，

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

为移位矩阵。

以上便为 DMC 算法的基本原理，在实施 DMC 算法时，步骤如下：

- (1) 检测当前时刻的实际输出值并计算误差， $e = y - \tilde{y}_1(1)$ ；
- (2) 模型预测输出值的校正， $\tilde{y}_{cor} = \tilde{y}_1 + he$ ；
- (3) 移位得到新的初始模型预测输出值， $\tilde{y}_0 = S\tilde{y}_{cor}$ ；
- (4) 计算控制增量， $\Delta u_M = (A^T Q A + R)^{-1} A^T Q (w_p - \tilde{y}_{p0})$ ；
- (5) 取出  $\Delta u_M$  的第一项与前一时刻的控制量相加构成当前时刻的控制量作用于被控对象， $u + \Delta u \rightarrow u$ ；
- (6) 计算下一时刻的模型预测输出值，返回第(1)步。

### 2.3.2 动态矩阵控制的参数调节

在动态矩阵控制算法中，主要的调节参数为采样时间  $T_s$ 、模型长度  $N$ 、优化时域  $P$ 、控制时域  $M$ ，权矩阵  $Q$  和  $R$  以及校正权矩阵  $h$ ，下面将简要介绍这几个参数的取值方法。

#### (1) 采样时间 $T_s$ 和模型长度 $N$

在 DMC 算法中，考虑到计算量的大小， $N$  的取值一般在 20~50 之间， $T_s$  的取值首先要满足香农采样定理，其次在  $t = NT_s$  的时刻系统的阶跃响应应该接近稳态值，这样选取的模型参数才能尽可能地包含系统的动态信息。若系统对抗干扰性能的要求较高或者系统的动态较快，可以适当减小  $T_s$  的取值；若系统的过渡时间太长，可以先用 PID 控制加速其动态再用 DMC 进行优化控制，此时抗干扰便由内部的 PID 控制处理，这样 DMC 算法便可以选取较大的  $T_s$  和较小的  $N$  来减少计算量。

#### (2) 优化时域 $P$ 和误差权矩阵 $Q$

优化时域  $P$  的选择必须超过过程对象阶跃响应的时滞部分或者由非最小相位特性引起的反向部分，并覆盖动态响应的主要部分。为了使系统稳定， $P$  和  $Q$  的选择必须满足如下条件：

$$\left( \sum_{i=1}^P a_i q_i \right) a_N > 0 \quad (2.15)$$

如果  $P=1$ ，则优化问题变为最小拍控制，系统虽然快速但是稳定性和鲁棒性差；如果  $P$  的取值很大，则优化问题接近于稳态优化，系统稳定性好但是动态响应缓慢。换言之， $P$  的取值越大，系统越稳定但是快速性越差； $P$  的取值越小，系统快速性越好但是稳定性越差。

在误差权矩阵  $Q$  的取值上，首先可以选择

$$q_i = \begin{cases} 0 \cdots a_i \text{时滞或反向部分} \\ 1 \cdots \text{其它情况} \end{cases}$$

然后根据系统具体的误差情况，适当对  $q_i$  进行调整(误差大则可加大对应的  $q_i$  值)。

### (3) 控制时域 $M$

DMC 算法中的  $M$  代表优化变量的个数，在  $P$  已定的情况下， $M$  越小越难保证在未来时刻的各个采样点输出能紧密跟踪期望值，所得的性能指标就越差。从另一方面来说，由于  $M$  对应着矩阵的维数，在计算时需要对该矩阵求逆，因此  $M$  的取值在很大程度上影响着计算量的大小，需要根据实际情况来进行调节。

### (4) 控制权矩阵 $R$

在实际的系统控制中， $R$  中的权系数  $r_i$  均取一个较小的数值即可，这里通过  $r_i$  对控制量的变化进行加权从而抑制控制量的变化，让系统在初始阶段不会因为控制量变化太大而导致大的超调。

### (5) 校正权矩阵 $h$

$h$  是 DMC 算法中唯一直接可调的参数，它独立于其他设计参数。在实际运用过程中，一般可选择如下形式：

$$h_1 = 1, h_i = \alpha; i = 2, 3, \dots, N; 0 < \alpha \leq 1 \quad (2.16)$$

控制系统的鲁棒性随着  $\alpha$  的减小而增强，抗干扰性随着  $\alpha$  的加大而增强， $\alpha$  的选择应当兼顾到鲁棒性与抗干扰性的要求。

除开上述这些参数以外，如式(2.8)中所示的那样，DMC 算法也可以引入带柔化系数的参考轨迹，通过  $\beta$  可以调节系统跟踪速度的快慢从而改善系统的动态性能， $0 \leq \beta < 1$ ， $\beta$  越大系统跟踪速度越慢，输出曲线越缓和。

### 2.3.3 预测函数控制

最先出现的三种预测控制算法分别为动态矩阵控制、模型算法控制与广义预测控制，这三种预测控制算法计算量偏大，尤其是 GPC 算法，因此大多适用于慢速的过程。对于需要快速高精度控制的对象，预测函数控制作为一种预测控制

算法的特例被提出来,并在机器人、雷达或火炮等快速随动系统中得到了广泛的应用。

对于传统的预测控制而言,控制量的结构并未被设定,因此求解出来的控制量的规律是不明确的。在 PFC 算法中,每个时刻加入的控制量被看作是一系列事先选定好的基函数的线性组合,这时系统的输出便为这些基函数作用于对象后的响应的加权组合,最终在计算控制量的时候,需要求解的只是少量的线性加权系数,因此计算量大大减少。

下面先介绍基函数的概念:

基函数的选取取决于期望轨迹的要求和被控对象的性质,基函数可取为阶跃、斜坡和指数函数等等。在预测函数控制中,控制量可表示为若干事先设定的基函数  $f_n(n=1,2,\dots,N)$  的线性组合:

$$u(k+i) = \sum_{n=1}^N u_n f_n(i), \quad i=0,1,\dots,P-1 \quad (2.17)$$

其中,  $u_n$  为线性组合系数,  $f_n(i)$  为基函数在  $t=iT_s$  时刻的值,  $P$  为预测函数控制的预测时域。

接下来将从预测控制的三个基本原理方面对预测函数控制进行简要介绍:

#### (1) 预测模型

这里假设被控对象的预测模型数学表达式为  $F(\cdot)$ ,  $X(k)$  为  $k$  时刻的已知信息(过去的输入输出值),基函数  $f_n(t)$  作用下模型的输出响应为  $g_n(t)$ ,则系统的预测输出为:

$$y_m(k+i) = F(X(k)) + \sum_{n=1}^N u_n g_n(i) \quad (2.18)$$

其中,  $F(X(k))$  为  $k$  时刻系统的自由响应,  $\sum_{n=1}^N u_n g_n(i)$  为系统的强迫响应。

#### (2) 滚动优化

在 PFC 算法中,优化目标是要寻求一组线性加权系数  $u_n(n=1,2,\dots,N)$ ,使得模型预测输出最大程度地接近参考轨迹,目标函数  $J(k)$  可取为如下形式:

$$\min J(k) = \sum_{i=1}^P [y_r(k+i) - y_m(k+i) - e(k+i)]^2 \quad (2.19)$$

其中,

$$y_r(k+i) = \beta^i y_p(k) + (1 - \beta^i) c(k)$$

$$e(k+i) = y_p(k) - y_m(k)$$

$y_r(k+i)$  为参考轨迹,  $e(k+i)$  为模型的预测误差,  $y_p(k)$  为  $k$  时刻被控对象的实际输出,  $\beta$  为参考轨迹的柔化系数,  $P$  为优化时域。

结合上述式子, 对式(2.19)求导便可得到线性组合  $u_n(n=1,2,\dots,N)$  的值, 接着便可得到控制量  $u(k)$  并施加于对象, 在下一时刻重新求取控制量。

### (3) 反馈校正

一方面由于实际过程中存在各种干扰, 另一方面由于过程和模型很难完全匹配, 因此也就不可避免地存在预测误差。正如滚动优化中描述的那样, 在预测函数控制中我们直接用当前时刻的实际输出与模型预测输出之间的误差  $e(k)$  来补偿未来模型预测输出可能出现的偏差。

以上便为 PFC 算法的三个基本原理, 它可以被当作预测控制中的一种控制量结构已定的特例。对 PFC 算法而言, 算法中基函数的选择对系统控制的精度有很大影响, 参考轨迹的选择对系统的动态性能有很大影响, 优化时域的选择对系统稳定性和鲁棒性的好坏有着决定性的作用。

#### 2.3.4 预测函数控制的参数调节

在 PFC 算法中, 首先需要根据设定值轨线和对象的性质选取基函数, 对于大部分过程而言, 因为跟踪的是定值, 所以基函数只需选择阶跃函数即可满足控制的要求, 同时还可以减少计算量。在选取好基函数以后, PFC 算法中需要调节的参数很少, 只有采样时间  $T_s$ 、优化时域  $P$  以及柔化系数  $\beta$ 。

##### (1) 采样时间 $T_s$

PFC 算法中的采样时间  $T_s$  首先需要满足香农采样定理, 其次根据抗干扰性能的要求或者系统的动态快慢来调节  $T_s$  的取值, 如果系统抗干扰性能要求较高或者动态较快, 可以适当减小  $T_s$  的取值。

##### (2) 优化时域 $P$

PFC 算法中的优化时域  $P$  与 DMC 算法中的优化时域  $P$  的意义一样,  $P$  的取值越大, 系统越稳定但是快速性越差, 具体可根据系统的实际情况进行调节。在实际运用中, 为了进一步简化 PFC 算法的计算过程, 我们大多采用单值预测, 也就是让系统的预测输出在未来的第  $P$  个采样点与期望轨迹重合。

##### (3) 柔化系数 $\beta$

柔化系数  $\beta$  的取值影响着被控系统跟踪速度的快慢,  $0 \leq \beta < 1$ ,  $\beta$  越大系统的跟踪速度越慢, 输出曲线越缓和, 在实际运用中可通过权衡系统的动态性能与跟踪速度来进行调节。

## 2.4 本章小结

在本章中首先介绍了基本的 PID 控制算法, 同时简介了几种与本文有关的传统 PID 参数调节方法; 其次从预测控制的三个基本原理上介绍了 DMC 算法和

PFC 算法，并对算法中参数的意义和选择进行了阐述。



### 第 3 章 非自衡对象的动态矩阵控制

在实际的生产过程中存在很多的非自衡对象，比如精馏塔液位、锅炉汽包水位以及许多储罐等等。非自衡对象由于其内部含有典型的积分环节，使得对象在定值阶跃下的响应趋于无穷。传统的动态矩阵控制对于渐近稳定的对象有很好的效果，但是对于非自衡对象会因为模型截断而造成预测误差，因此无法被直接应用于非自衡对象。

本章首先会引入一个针对非自衡对象的转移矩阵来避免因为模型截断而造成的预测误差，其次提出一种针对于非自衡对象的误差校正方法来完善 DMC 算法的抗干扰性能，最后通过仿真验证算法的有效性。

#### 3.1 传统的移位矩阵

在传统的DMC算法中，由于针对的是渐近稳定的对象，当  $k$  时刻的控制增量  $\Delta u(k)$  作用于对象以后，在  $k+1$  时刻由于时间基点的变动，在移位得到未来时刻的初始预测值时，有

$$\tilde{y}_{N0}(k+1) = S\tilde{y}_{cor}(k+1) \quad (3.1)$$

其中，

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 1 \end{bmatrix}; \quad \tilde{y}_{cor}(k+1) = \begin{bmatrix} \tilde{y}_{cor}(k+1|k+1) \\ \tilde{y}_{cor}(k+2|k+1) \\ \vdots \\ \tilde{y}_{cor}(k+N|k+1) \end{bmatrix};$$

$$\tilde{y}_{N0}(k+1) = \begin{bmatrix} \tilde{y}_0(k+2|k+1) \\ \tilde{y}_0(k+3|k+1) \\ \vdots \\ \tilde{y}_0(k+N+1|k+1) \end{bmatrix}$$

$N$  为模型长度， $S$  为传统DMC算法的移位矩阵， $k+i|k$  表示在  $k$  时刻对  $k+i$  时刻的预测， $\tilde{y}_{cor}(k+1)$  为  $k+1$  时刻经过误差校正后的输出预测向量， $\tilde{y}_{N0}(k+1)$  为  $k+1$  时刻对未来时刻的初始预测值。

对于渐近稳定的对象而言，由于阶跃响应趋于一个稳定值，因此  $\tilde{y}_0(k+N+1|k+1)$  由  $\tilde{y}_{cor}(k+N|k+1)$  代替是可行的。

#### 3.2 改进的移位矩阵

在非自衡对象中，假设对象的阶跃响应采样值为  $a_i = a(iT_s)$ ，其中  $T_s$  为采样时间。由于非自衡对象的积分特性，其阶跃响应曲线在未来某时刻起会呈恒定的斜率上升，相邻的两个阶跃响应采样值之间的差值也会为一个恒定常数值  $\delta$ 。假设采样值呈恒定差值上升的起始值为  $a_I$ ，则相应的模型向量为  $a = [a_1, a_2, \dots, a_I, a_I + \delta, a_I + 2\delta, \dots, a_N]$ ，这里取  $N \geq I + 1$ 。按照传统DMC算法计算出  $\tilde{y}_{cor}$  以后，如果继续沿用传统DMC算法中的近似处理方式，这显然是不行的，因为对象的阶跃响应最终并未趋于一个稳态值，所以会造成很大的预测误差。

根据非自衡对象阶跃响应数据的后面部分会呈恒定差值上升的特性，可得到如下式子：

$$\tilde{y}_{cor}(k+N+1|k+1) - \tilde{y}_{cor}(k+N|k+1) = \tilde{y}_{cor}(k+N|k+1) - \tilde{y}_{cor}(k+N-1|k+1) \quad (3.2)$$

将式(3.2)经过移项处理就可以得到精确的移位过程

$$\tilde{y}_0(k+N+1|k+1) = 2\tilde{y}_{cor}(k+N|k+1) - \tilde{y}_{cor}(k+N-1|k+1) \quad (3.3)$$

相关式子的证明在文献[55]中已有阐述，这时新的移位矩阵变为

$$S_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & \dots & 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

这样便避免了用  $\tilde{y}_{cor}(k+N|k+1)$  去代替  $\tilde{y}_0(k+N+1|k+1)$  造成的未来预测输出值不准确的问题。

### 3.3 模型长度的选择

为了满足式(3.3)，在选取模型长度的时候，需要满足  $N \geq I + 1$ 。若正好取  $N = I + 1$ ，则建立的模型向量为  $a = [a_1, a_2, \dots, a_I, a_I + \delta]$ ，在经过移位得到  $\tilde{y}_0(k+N+1|k+1)$  时， $\tilde{y}_0(k+N+1|k+1)$  满足式(3.3)；若取  $N = I$ ，对于  $\tilde{y}_0(k+N+1|k+1)$  而言，因为  $a_{I+1} - a_I \neq a_I - a_{I-1}$ ，所以不会满足式(3.3)。

### 3.4 新的误差校正方法

非自衡对象由于其内部典型的积分特性，在受到持续干扰时，误差会不断地增大。在改变转移矩阵的基础上，如果依旧沿用传统DMC算法中的误差校正方法，只能保证系统在没有干扰时能稳定运行，但是实际中不可避免地存在着各种干扰。

为了解决这一问题，本章提出一种新的误差校正方法：

$$\tilde{y}_{cor}(k+1) = \tilde{y}_{N1}(k) + h_1 e(k+1) + \beta h_2 e(k+1) \quad (3.4)$$

其中，

$$h_1 = [1, \alpha, \alpha, \dots, \alpha]^T ; h_2 = [0, 1, \dots, N-1]^T$$

$\alpha$ 、 $\beta$  为误差校正系数， $\tilde{y}_{N1}(k)$  为在控制增量  $\Delta u(k)$  作用下的未来时刻的输出预测值， $e(k+1)$  为  $k+1$  时刻实际输出值与模型预测输出值之间的差值。

通过观察  $h_1$  与  $h_2$  的构造，我们很容易可以看出这里依旧满足式(3.3)，也就继续保证了在移位得到未来时刻初始预测值时不会产生预测截断误差。仿真分析得知  $\alpha$  取值在 1 附近， $\beta$  取值在 0~2 之间即可获得较好的控制性能，不同的系统可以适当调节两个参数的大小以获得更好的性能。

### 3.5 控制律

这里系能性能指标  $J(k)$  取为

$$\min J(k) = \|w_p(k) - \tilde{y}_{PM}(k)\|_Q^2 + \|\Delta u_M(k)\|_R^2 \quad (3.5)$$

由上式求极值必要条件  $dJ(k)/d\Delta u_M(k) = 0$  可得

$$\Delta u_M(k) = (A^T Q A)^{-1} A^T Q (w_p(k) - \tilde{y}_{PM}(k)) \quad (3.6)$$

其中，

$$w_p(k) = [w(k+1), w(k+2), \dots, w(k+P)]^T$$

$$w(k+i) = \gamma^i y(k) + (1-\gamma^i) c$$

$$\tilde{y}_{PM}(k) = [y_M(k+1|k), y_M(k+2|k), \dots, y_M(k+P|k)]^T$$

$$Q = \text{diag}(q_1, q_2, \dots, q_P); R = \text{diag}(r_1, r_2, \dots, r_M)$$

$P, M$  分别为 DMC 算法的优化时域与控制时域，一般选取  $M \leq P \leq N$ ， $w_p(k)$  为  $k$  时刻的参考轨迹， $c$  为设定值， $Q, R$  分别为误差权矩阵与控制量权矩阵， $\gamma$  为参考轨迹的柔化系数， $y(k)$  为  $k$  时刻被控对象的实际输出， $q_1, q_2, \dots, q_P$  与  $r_1, r_2, \dots, r_M$  分别为对应的权系数， $q_1, q_2, \dots, q_P$  中除滞后或者反向部分取为 0 以外其余均取为  $q$ ， $r_1, r_2, \dots, r_M$  均取为  $r$ ， $A$  为建立的动态矩阵， $\tilde{y}_{PM}(k)$  为在  $\Delta u_M(k)$  作用下的模型预测输出向量， $T$  为矩阵的转置符号。

在得到  $\Delta u_M(k)$  以后，取出第一项  $\Delta u(k)$  构成实际控制量  $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$  作用于对象，在下一时刻实施滚动优化的策略，继续类似的优化问题求解  $\Delta u(k+1)$ 。

### 3.6 稳定性分析

在改变传统算法转移矩阵的基础上，如果继续沿用传统算法中的误差校正方法，在系统达到平衡以后，当有一个持续恒定的干扰作用于非自衡对象时，干扰对系统的影响最终会被抵消在控制量对系统的作用中，这时初始预测输出与期望

输出会达到平衡，控制增量为0，系统会处于一个异于设定值的平衡状态。在此过程中满足：

$$\tilde{y}_0(k_d + i|k_d) - \tilde{y}_0(k_d + i + 1|k_d) \approx e(k) \quad (3.7)$$

$$\tilde{y}_0(k_s + i|k_s) - \tilde{y}_0(k_s + i + 1|k_s) = e(k) \quad (3.8)$$

其中， $k_d$  为未达到新平衡的时刻， $k_s$  为达到新平衡后的时刻， $i = 1, 2, \dots$ 。

如图 3.1、3.2、3.3 所示，其中被控对象取为

$$G_p(s) = \frac{1}{s(4s+1)} e^{-5s}$$

模型长度  $N$  为 55，优化时域  $P$  为 14，控制时域  $M$  为 1，采样时间  $T_s$  为 1s，误差校正系数  $\alpha$  为 1，误差权矩阵系数  $q$  为 1，控制权矩阵系数  $r$  为 0.1，设定值  $c$  为 1，柔化系数  $\gamma$  为 0，在  $k$  为 100 的时刻加入幅值为 0.1 的负载干扰。

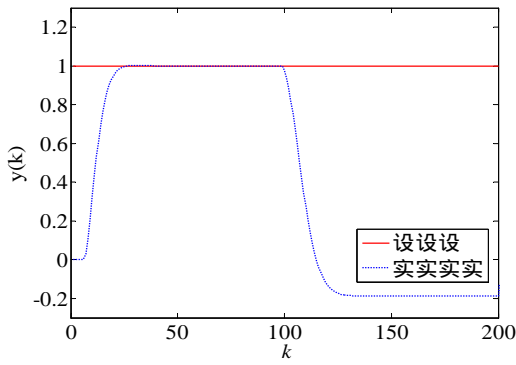


图 3.1 只改变转移矩阵的实际输出

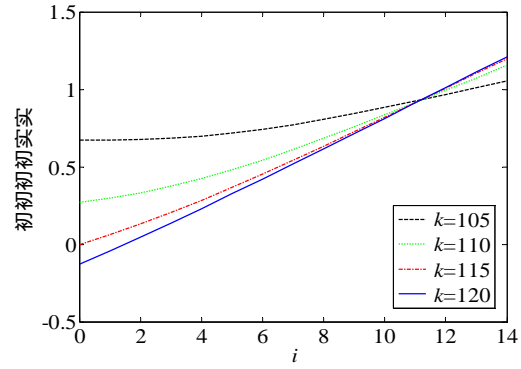


图 3.2 未达到新平衡时的初始预测输出

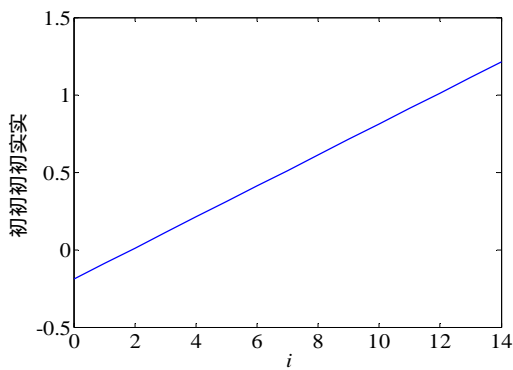


图 3.3 达到新平衡后的初始预测输出

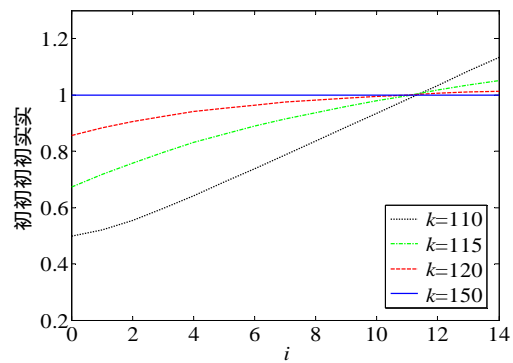


图 3.4 本章方法各时刻的初始预测输出

在图 3.1 中，系统在持续的干扰作用下最终达到一个异于设定值的平衡状态；在图 3.2 中取的时刻分别为 105、110、115 和 120，此时的系统还未达到新平衡，图中所示的曲线分别为在所取时刻下对未来时刻的初始预测值（这里优化时域取为 14，初始预测值为  $\tilde{y}_0(k+1|k), \dots, \tilde{y}_0(k+14|k)$ ， $k$  为所取的时刻，图中 0 时刻的

值即为所取时刻的实际输出值), 可以看出受到干扰后的系统若继续沿用传统 DMC 算法的误差校正方法, 模型的初始预测值会逐渐接近于一条等斜率的直线, 相邻两个初始预测值之间的差值也会逐渐接近于当前时刻的实际输出与模型预测输出之间的差值  $e(k)$ ; 在图 3.3 中取的时刻为 150, 这时系统已经达到新的平衡, 模型的初始预测值为一条等斜率的直线, 并且相邻两个初始预测值之间的恒定差值等于  $e(k)$ , 此图中  $e(k)$  为 -0.1。

当只改变传统 DMC 算法的转移矩阵时, 系统会如图 3.1 所示的那样达到新的平衡, 系统的初始预测值也会与期望输出达到一个平衡。如果不改变传统算法中的误差校正方式, 初始预测值与期望输出的平衡便不能被打破, 系统便不能恢复到原来的设定状态。

在本章中选取了用  $e(k)$  加权去得到新的误差校正方式来补偿受干扰的系统状态, 当新的误差校正方法被应用于算法后, 系统的初始预测值会被逐渐控制在实际输出值附近, 系统的初始预测值便会与期望输出失去平衡, 此时会产生不为零的控制增量去补偿系统, 系统的实际输出也会开始向设定值恢复。

如图 3.4 所示, 其中误差校正系数  $\beta$  取 1, 其余参数均与上述相同, 所取时刻分别为 110、115、120 和 150, 图中各曲线分别为所取时刻对未来时刻的初始预测值。在新的误差校正方法下, 系统的初始预测值开始向实际输出值靠拢, 实际输出也向设定值恢复, 当实际输出恢复到设定值以后(150 时刻), 控制增量会重新变为 0, 此时在原有的控制量作用下系统的实际输出会被维持在设定值。

在新的误差校正方法中,  $\beta$  的取值大小影响着系统受干扰后恢复速度的快慢, 但并不是越大越好, 若取值过大, 则系统可能会被过度补偿以致于发散, 达不到设定的平衡状态。如图 3.5、3.6 所示, 在图 3.5 中  $\beta$  分别取 0.5、1、1.8, 在图 3.6 中  $\beta$  取 2.1, 其余参数依旧与上述相同。

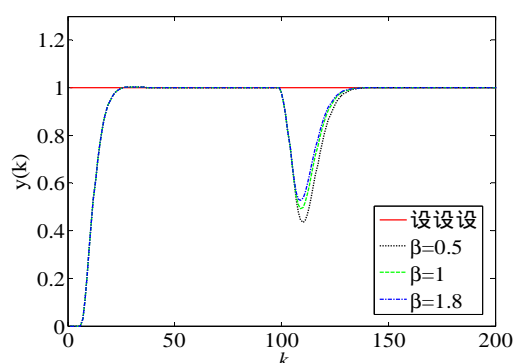


图 3.5 本章方法  $\beta$  取不同值时的实际输出

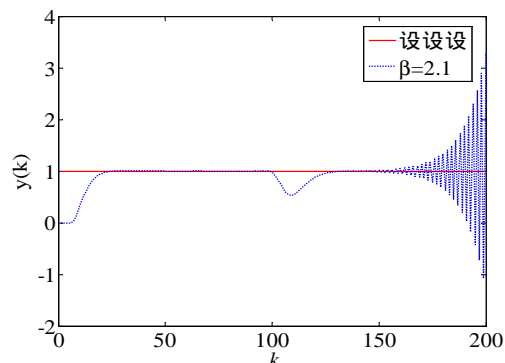


图 3.6 本章方法  $\beta$  取 2.1 时的实际输出

在图 3.5 中可以看出,  $\beta$  的大小影响着受干扰系统恢复速度的快慢, 在合适的范围内  $\beta$  越大, 受干扰系统的恢复速度越快, 本章推荐  $\beta$  取 0~2 之间; 在图 3.6 中当  $\beta$  取得过大以后, 受干扰系统被过度补偿, 最终导致发散。

### 3.7 仿真研究

考虑文献[56]中的例子：

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

这里取  $K=1$  ,  $T=4$  ,  $\theta=5$  , 对于文献[53]、[54]、[56]中的方法和本章中的方法, 优化时域  $P$  均为 18 , 控制时域  $M$  均为 1 , 模型长度  $N$  均为 55 , 采样时间  $T_s$  均为 1s , 设定值  $c$  均为 1 , 控制权矩阵系数  $r$  均为 0.1 , 误差权矩阵系数  $q$  均为 1 , 在  $k$  为 100 的时刻均加入幅值为 0.1 的负载干扰。在文献[54]中误差校正系数  $h$  为 1 ; 在文献[56]中转动因子为 0 (转动因子为 0 时, 所取性能指标为传统性能指标), 参考轨迹时间常数  $T_{ref}$  为 1s ; 在本章中误差校正系数  $\alpha$  为 1 ,  $\beta$  为 1.5。各方法的实际输出对比如图 3.7 所示, 在图中可以看出在跟踪性能上, 本章与文献[53]中的方法差不多一致, 均优于文献[54]、[56]中的方法。当系统受到持续干扰后, 与其他方法相比, 本章的方法可以更快地恢复到设定状态, 在抗干扰性能上优于其他文献中的方法, 这同样也证明了本章中新的误差校正方法的有效性。

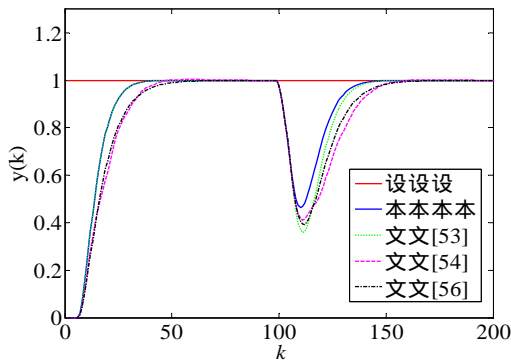


图 3.7 匹配系统下的实际输出

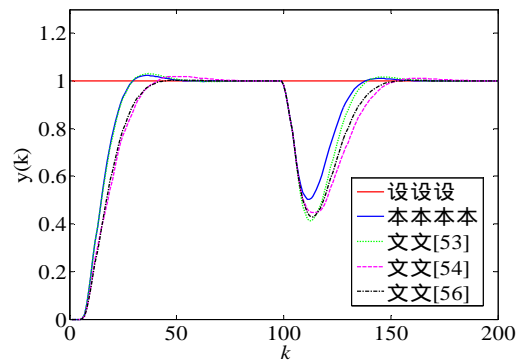


图 3.8 失配系统下的实际输出(第一组)

在实际系统中不可避免地会存在各种各样的干扰, 这些干扰会造成过程与模型的失配。假设系统参数的失配范围在 20% 以内, 在本章中通过蒙特卡罗方法去随机得到系统失配后的参数, 经过仿真得到的第一组参数为  $K=1.1133$  ,  $T=4.3434$  ,  $\theta=4.8004$  , 其余参数均与模型匹配的时候相同。输出对比如图 3.8 所示, 在图中可以看出各方法均出现超调, 本章与文献[53]中的方法能更快地稳定在设定值, 当系统受到干扰时, 与其他文献中的方法相比, 本章方法能更快地向设定值恢复并很快稳定在设定值, 抗干扰性能要优于其他文献中的方法。

通过蒙特卡罗方法得到的第二组失配参数为  $K=0.8752$  ,  $T=4.6214$  ,  $\theta=4.5377$  , 其余参数与模型匹配时的相同。输出对比如图 3.9 所示, 在图中可以看出在这组参数下的输出对比图与模型匹配时的情况类似, 本章方法的综合性能最好。

通过蒙特卡罗方法得到的第三组参数为  $K=1.0516$  ,  $T=3.5412$  ,  $\theta=4.7441$  , 其余参数与模型匹配时的相同。输出对比如图 3.10 所示, 在图中可以看出, 各方法均出现小程度的超调, 本章与文献[53]中的方法在跟踪性能上优于文献[54]、[56]中的方法, 当系统受到干扰时, 本章方法的抗干扰性能要优于其他文献中的方法, 综合性能依旧最好。

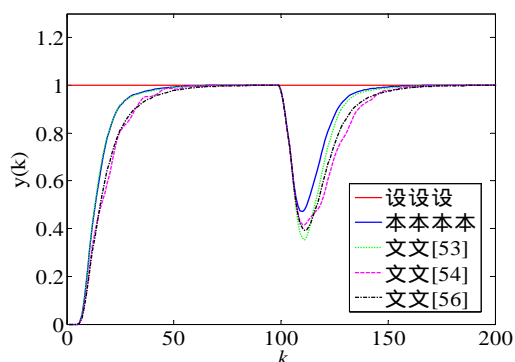


图 3.9 失配系统下的实际输出(第二组)

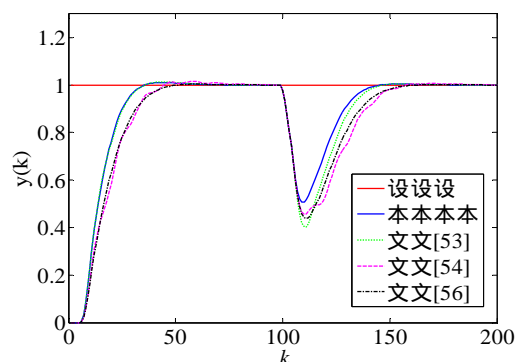


图 3.10 失配系统下的实际输出(第三组)

### 3.8 本章小结

针对传统的 DMC 算法不能直接控制非自衡对象的问题, 本章在改变转移矩阵的基础上引入新的误差校正方法, 让 DMC 算法成功应用于非自衡对象, 最后得到的 DMC 算法相比已有的其它算法性能更加优越, 同时由于保留了传统 DMC 算法的结构, 这些都让本章方法实现起来更加简单有效。

## 第 4 章 基于预测函数控制优化的 PID 控制

在实际的工业生产过程中，预测控制有着传统 PID 控制不可比拟的性能，但是受到硬件、成本等限制，预测控制的应用并没有传统的 PID 控制那么广泛，如何结合这两种控制方法的优点是一个值得思考的问题。

在本章中，通过结合预测函数控制与传统 PID 控制得到了一种新的 PID 控制方法，该方法在保留传统 PID 控制简单结构的同时也继承了预测函数控制良好的控制性能，最后通过对分馏塔液位控制以及焦化炉炉膛压力控制的仿真验证了算法的有效性。

### 4.1 PFC 优化的 PID 控制

在实际的工业过程中，为了控制器设计的方便，我们大多选择建立被控对象的 FOPDT 模型，在本章中为了推导的方便也采用这个模型，如下所示：

$$G(s) = \frac{K_m e^{-\tau s}}{Ts + 1} \quad (4.1)$$

其中， $K_m$  为模型的增益， $T$  为模型的时间常数， $\tau$  为模型的滞后时间。

在采样时间  $T_s$  下通过添加一个零阶保持器，被控对象的 FOPDT 模型可以变换为如下的离散方程：

$$y_m(k) = a_m y_m(k-1) + K_m (1 - a_m) u(k-1-L) \quad (4.2)$$

其中， $y_m(k)$  是  $k$  时刻被控对象的模型输出值， $a_m = e^{-T_s/T}$ ， $u(k-1-L)$  是  $k-1-L$  时刻被控对象模型的控制输入，时滞时间  $L = \tau/T_s$ 。

对于式(4.2)这样的时滞系统，在应用 PFC 算法时，我们需要对其进行修正来得到真正意义上的 PFC 控制。这里我们首先计算无时滞模型的输出：

$$y_{mav}(k) = a_m y_{mav}(k-1) + K_m (1 - a_m) u(k-1) \quad (4.3)$$

其中， $y_{mav}(k)$  是  $k$  时刻无时滞模型的输出。

将式(4.3)进行迭代可以得到未来时刻无时滞模型的预测输出：

$$y_{mav}(k+P) = a_m^P y_{mav}(k) + K_m (1 - a_m^P) u(k) \quad (4.4)$$

其中， $y_{mav}(k+P)$  为无时滞模型在  $k$  时刻对  $k+P$  时刻的预测输出， $P$  为预测时域。

如同 Smith 预估器那样的思想，修正后的过程输出为：

$$y_{pav}(k) = y_p(k) + y_{mav}(k) - y_{mav}(k-L) \quad (4.5)$$



其中,  $y_{pav}(k)$  是  $k$  时刻修正后的过程输出,  $y_p(k)$  是  $k$  时刻实际的过程输出。

选择目标函数  $J_1$  和参考轨迹  $y_r(k+P)$  如下所示:

$$\begin{aligned} y_r(k+P) &= \beta^P y_p(k) + (1-\beta^P)c(k) \\ J_1 &= \min(y_r(k+P) - y_{pav}(k+P) - e(k))^2 \\ e(k) &= y_{pav}(k) - y_{mav}(k) \end{aligned} \quad (4.6)$$

其中,  $\beta$  是参考轨迹的柔化系数,  $c(k)$  是  $k$  时刻的设定值,  $e(k)$  是  $k$  时刻修正后的过程输出与无时滞模型输出之间的差值。

在本章中, 被优化的 PID 控制器选为增量式, 其控制规律如下所示:

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + K_p(k)(e_1(k) - e_1(k-1)) + K_i(k)e_1(k) \\ &\quad + K_d(k)(e_1(k) - 2e_1(k-1) + e_1(k-2)) \\ e_1(k) &= c(k) - y_p(k) \end{aligned} \quad (4.7)$$

其中  $K_p(k), K_i(k), K_d(k)$  分别为 PID 控制器  $k$  时刻的比例、积分、微分参数,  $e_1(k)$  是  $k$  时刻设定值与过程实际输出值之间的误差。

为了计算的方便, 式(4.7)可以变换为:

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + w(k)^T E(k) \\ w(k) &= [w_1(k), w_2(k), w_3(k)]^T \\ w_1(k) &= K_p(k) + K_i(k) + K_d(k), w_2(k) = -K_p(k) - 2K_d(k), w_3(k) = K_d(k) \\ E(k) &= [e_1(k), e_1(k-1), e_1(k-2)]^T \end{aligned} \quad (4.8)$$

结合式(4.3)~(4.8), 对目标函数  $J_1$  求导可得最优控制律为:

$$w(k) = \frac{(y_r(k+P) - a_m^P y_{mav}(k) - K_m(1-a_m^P)u(k-1) - e(k))E(k)}{K_m(1-a_m^P)E^T(k)E(k)} \quad (4.9)$$

由式(4.8)~(4.9)可得 PID 控制器的参数为:

$$\begin{aligned} K_p(k) &= -w_2(k) - 2K_d(k) \\ K_i(k) &= w_1(k) - K_p(k) - K_d(k) \\ K_d(k) &= w_3(k) \end{aligned} \quad (4.10)$$

通过式(4.10)很容易可以看出, 当  $E^T(k)E(k)$  接近 0 的时候  $w(k)$  会趋于无穷, 也就是说当系统达到稳态时  $K_p(k), K_i(k), K_d(k)$  会趋于无穷, 这在实际工程中是不允许的。这里我们需要设置一个小的允许误差  $\delta$ , 在这个允许误差范围内, PID 的参数维持不变并与上个时刻相同, 具体形式如下所示:

$$\begin{cases} K_p(k) = K_p(k-1) \\ K_i(k) = K_i(k-1) \cdots \cdots |e_1(k)| \leq \delta \\ K_d(k) = K_d(k-1) \end{cases} \quad (4.11)$$

$$\begin{cases} K_p(k) = -w_2(k) - 2K_d(k) \\ K_i(k) = w_1(k) - K_p(k) - K_d(k) \cdots \cdots |e_1(k)| > \delta \\ K_d(k) = w_3(k) \end{cases}$$

在得到 PID 控制器的参数以后，按照式(4.7)构成实际控制量  $u(k)$  作用于对象，下一时刻重复上面的步骤求解新的控制量。

在实际的工业过程中，对于一些时滞不太大的系统直接实施 PI 控制即可达到需要的控制效果，对于增量式 PI 控制器，其控制律的形式可表示为：

$$u(k) = u(k-1) + K_p(k)(e_1(k) - e_1(k-1)) + K_i(k)e_1(k)$$

$$e_1(k) = c(k) - y_p(k) \quad (4.12)$$

其中  $K_p(k), K_i(k)$  分别为 PI 控制器  $k$  时刻的比例、积分参数， $e_1(k)$  是  $k$  时刻设定值与过程实际输出值之间的误差。

为了简化计算，式(4.12)可变换为：

$$u(k) = u(k-1) + w(k)^T E(k)$$

$$w(k) = [w_1(k), w_2(k)]^T$$

$$w_1(k) = K_p(k) + K_i(k), w_2(k) = -K_p(k) \quad (4.13)$$

$$E(k) = [e_1(k), e_1(k-1)]^T$$

仿照上面的过程可以求得 PI 控制器的参数为

$$K_p(k) = -w_2(k)$$

$$K_i(k) = w_1(k) - K_p(k) \quad (4.14)$$

对于被优化的 PI 控制器而言，这里仍需设置一个小的允许误差来防止由于跟踪误差太小导致 PI 控制器参数为无穷的情况，详细情况与式(4.11)类似。

## 4.2 仿真研究

本章中的仿真对象为焦化装置中的焦化炉和分馏塔，这里先对焦化装置进行一个简要的介绍。

焦化装置是石油炼化过程中的一个重要装置，各种原油经过焦化装置的处理后被分离开来进行后续的处理，其结构如图 4.1 所示。

图中的焦化装置由一个分馏塔(T102)、三个焦化炉(F101/1,2,3)和六个焦化塔(T101/1,2,3,4,5,6)组成，各部分的详细流向分别如图 4.2a、4.2b、4.2c 所示，这里焦化炉(F101/3)将被作为例子进行详细的阐述。

原油进入焦化装置以后首先会被分为两个分支(FRC8103,FRC8104),然后被送到焦化炉(F101/3)的对流室中加热到 330 ,接着加热后的原油会被重新混合起来送至分馏塔(T102)中,在分馏塔(T102)中加热后的原油会与来自焦化塔(T101/5,6)中的柴油进行热交换。在热交换完成后,原油中的重油会与柴油混合起来,混合后的油被称为循环油,循环油在泵(102/1,2,3)的作用下被分为两个分支(FRC8107,FRC8108),接着被送至焦化炉(F101/3)的辐射室加热到 495 ,最后加热后的循环油被重新混合起来送至焦化塔(T101/5,6)进行脱焦处理。

其他两个焦化炉的流向与焦化炉(F101/3)一样,不同的只是对应的焦化塔不一样(焦化塔(T101/1,2)对应焦化炉(F101/1),焦化塔(T101/3,4)对应焦化炉(F101/2))。在装置运行的过程中只有一对焦化塔工作,当它满了以后会被另外一对焦化塔替代,由于各自的体积不同,三对焦化塔的交流时间也不同。

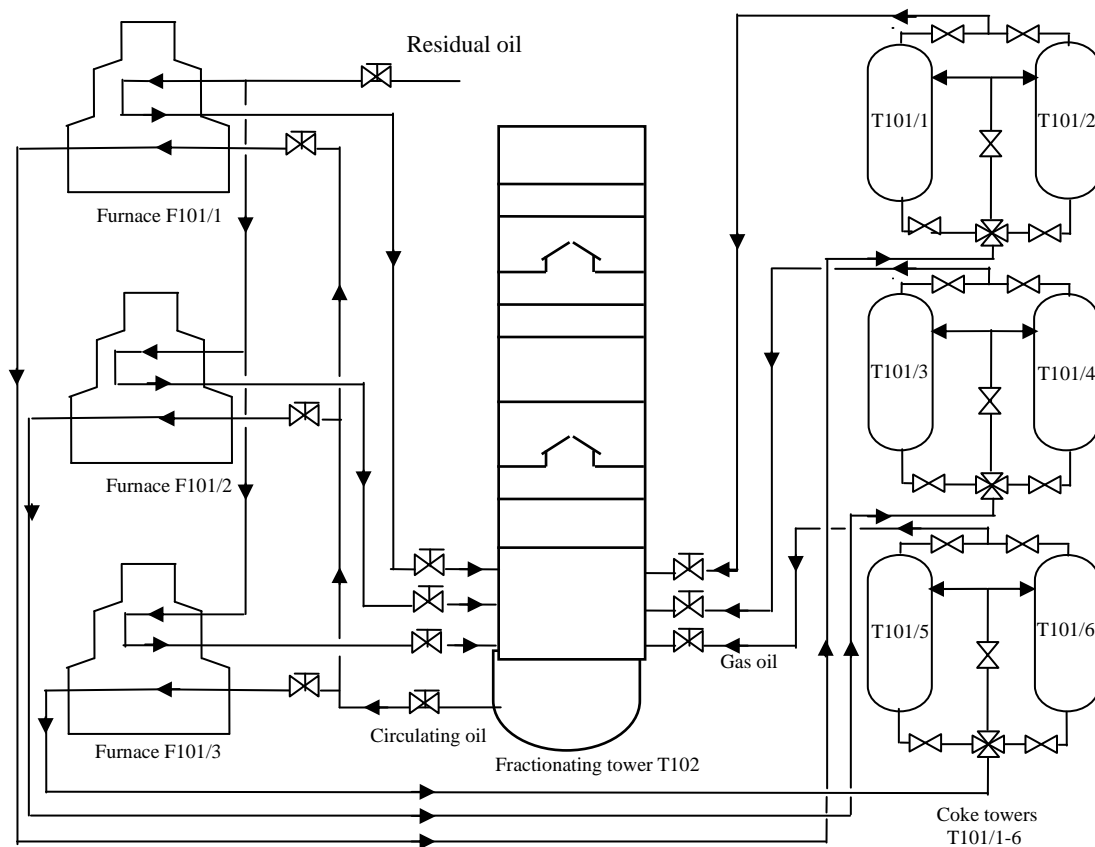


图 4.1 焦化装置工艺流程图

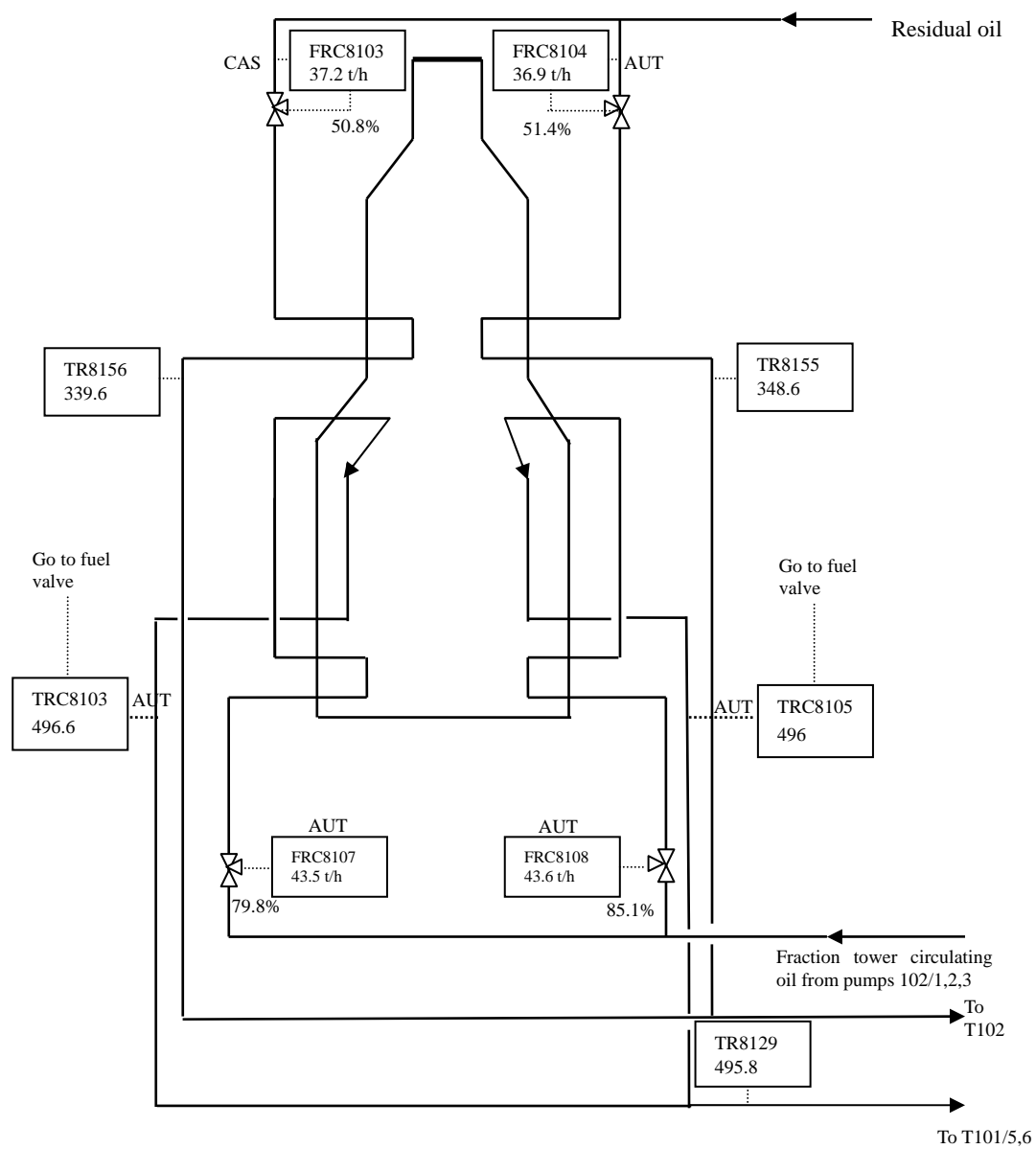


图4.2a 焦化炉(F101/3)的过程流向

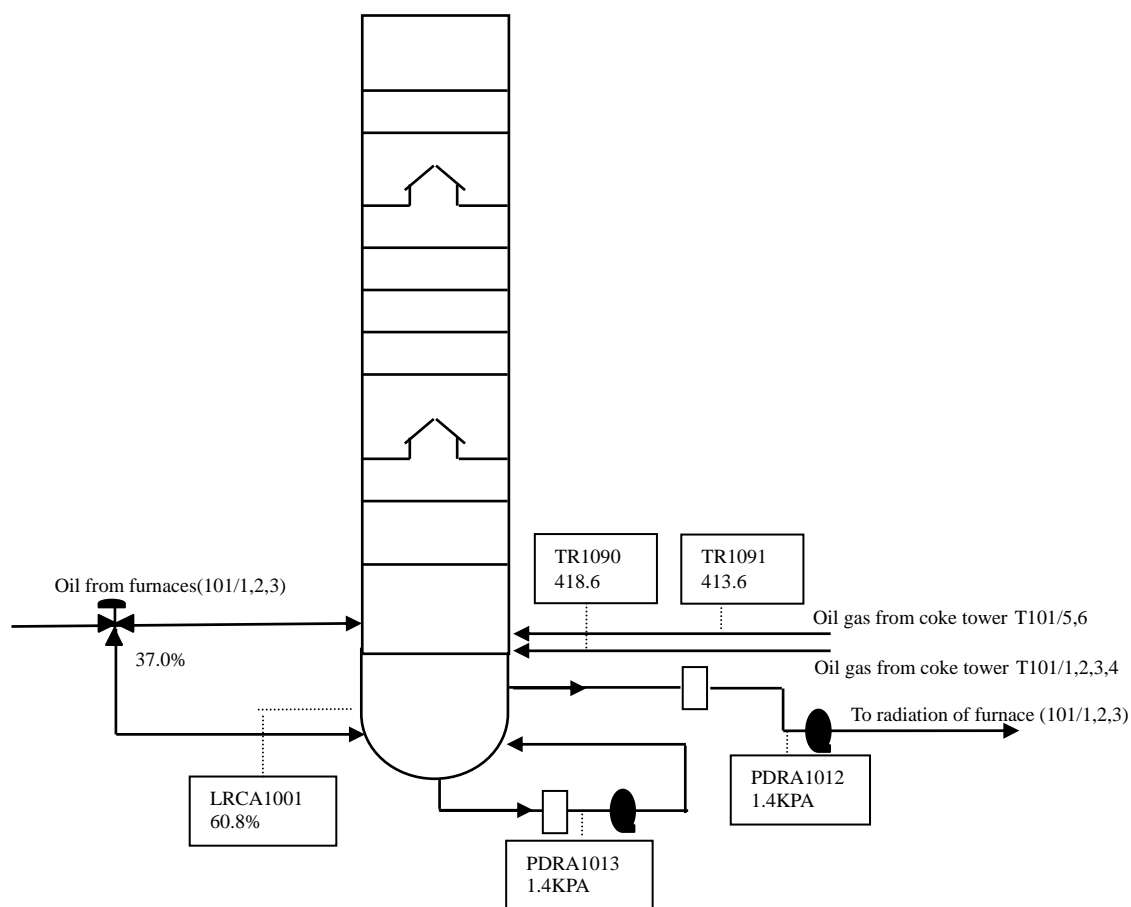


图 4.2b 分馏塔(T102)

焦化装置的稳定工作条件如下表所示：

表 4.1 焦化装置的稳定工作条件

焦化炉		分馏塔		焦化塔	
辐射输出温度	495	塔底温度	350	塔顶温度	415
对流输出温度	330	液位高度	70%	塔底温度	300
炉膛温度	800			冷却后的温度	85
氧气含量	5%			塔顶压力	0.25Mpa
循环油流量	35 t/h				

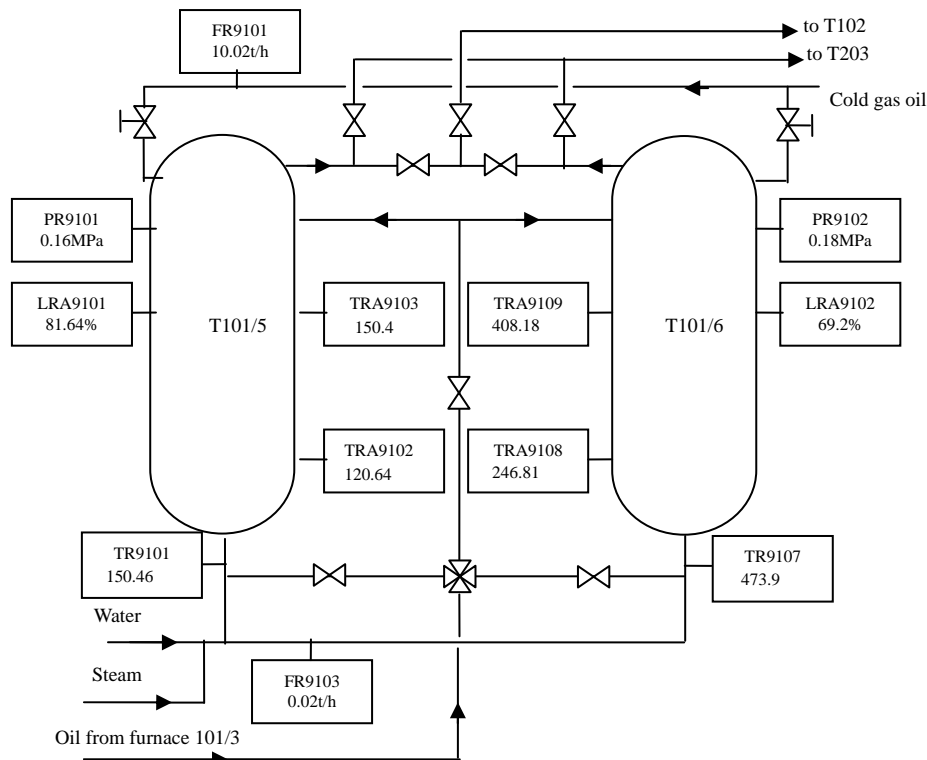


图 4.2c 焦化塔(T101/5-6)

#### 4.2.1 分馏塔液位的控制

分馏塔是焦化装置中的一个重要部分,在分馏塔中不同的油在各自的沸点下会从混合油中分离出来进入下一步的处理。分馏塔的液位是一个重要指标,它影响着产品的质量与安全,液位的设定值是操作人员在运行过程中设定的,它必须满足后续装置的需求,这里的操作变量为进入三个焦化炉对流室的原油总流量。

分馏塔的液位本身为带积分特性的对象,在实际的工业控制中我们可以先用内环控制(例如 P 控制)将其稳定,然后在外环用控制器去控制这个稳定的广义对象。在表 4.1 的条件下,我们可以将分馏塔液位的 FOPDT 模型概略地建为:

$$G(s) = \frac{6.5e^{-250s}}{1000s + 1} \quad (4.15)$$

在这里我们选择预测函数控制优化的 PI 控制器(PFC-PI)来控制式(4.15)中的液位模型,为了更好地验证本章中提出的 PI 控制器的性能,我们选择 Z-N 法作为比较。

在实际的生产过程中不可避免地存在各种干扰,这些干扰会导致模型与实际过程的失配,这里我们采用蒙特卡罗方法去得到失配的过程参数。我们假设在原有的模型参数( $K_m = 6.5, T = 1000, \tau = 250$ )基础上有最大程度为 30%的失配,并且

三个参数同时失配来获得实际过程参数，获得的实际过程参数如下：

第一组：失配的过程参数为  $K_m = 7.4, T = 935, \tau = 304$ ；

第二组：失配的过程参数为  $K_m = 4.9, T = 878, \tau = 298$ ；

第三组：失配的过程参数为  $K_m = 8.2, T = 746, \tau = 196$ 。

对于上述失配的系统，输入输出干扰被考虑进来评估本章方法与 Z-N 法中 PI 控制器的性能。输出干扰假设为在  $k = 500$  的时刻，流出分馏塔的循环油流量减少了 0.2 t/h；输入干扰假设为在  $k = 500$  的时刻，流入分馏塔的原油流量减少了 1 t/h。模型的设定值为 10%，也就是说控制目标为让分馏塔的液位高度由稳定工作时的 70% 涨到 80%，这里的允许误差  $\delta$  设置为  $10^{-4}$ 。本章中用来优化 PI 控制器的 PFC 算法参数以及 Z-N 法下的 PI 参数如下表所示：

表 4.2 PFC 算法的参数以及 Z-N 法下的 PI 参数

PFC 算法参数		Z-N 法下的 PI 参数	
$P$	6	$K_p$	0.46
$\beta$	0.65	$T_i$	792

图 4.3a~4.5a 显示了三组失配参数下的响应对比曲线，从图中我们可以看出：一方面，两种方法下的 PI 控制器都能使系统达到设定值并且抵抗干扰，但是本章方法中的系统超调量更小；另一方面，本章方法中系统的综合动态性能要优于传统的 Z-N 法，无论是在初始阶段跟踪设定值的时候还是在受到干扰后恢复的时候，本章方法的响应曲线要比传统的 Z-N 法更光滑。

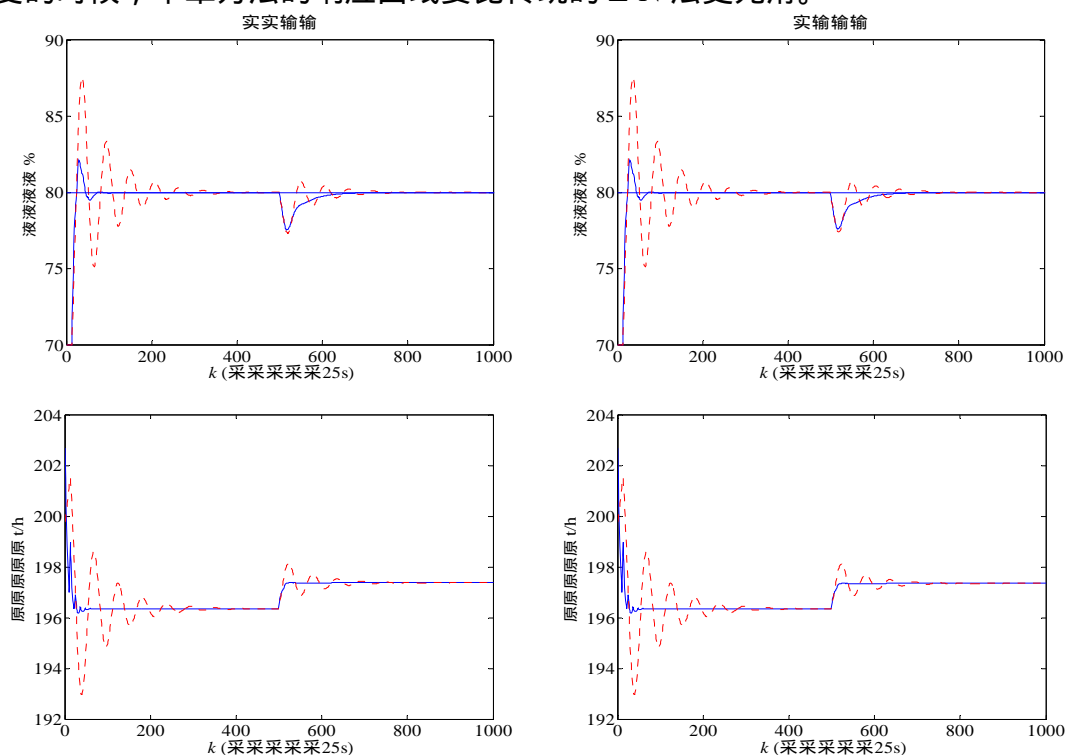


图 4.3a 第一组参数下的响应曲线(蓝色实线为本章方法，红色虚线为 Z-N 法)

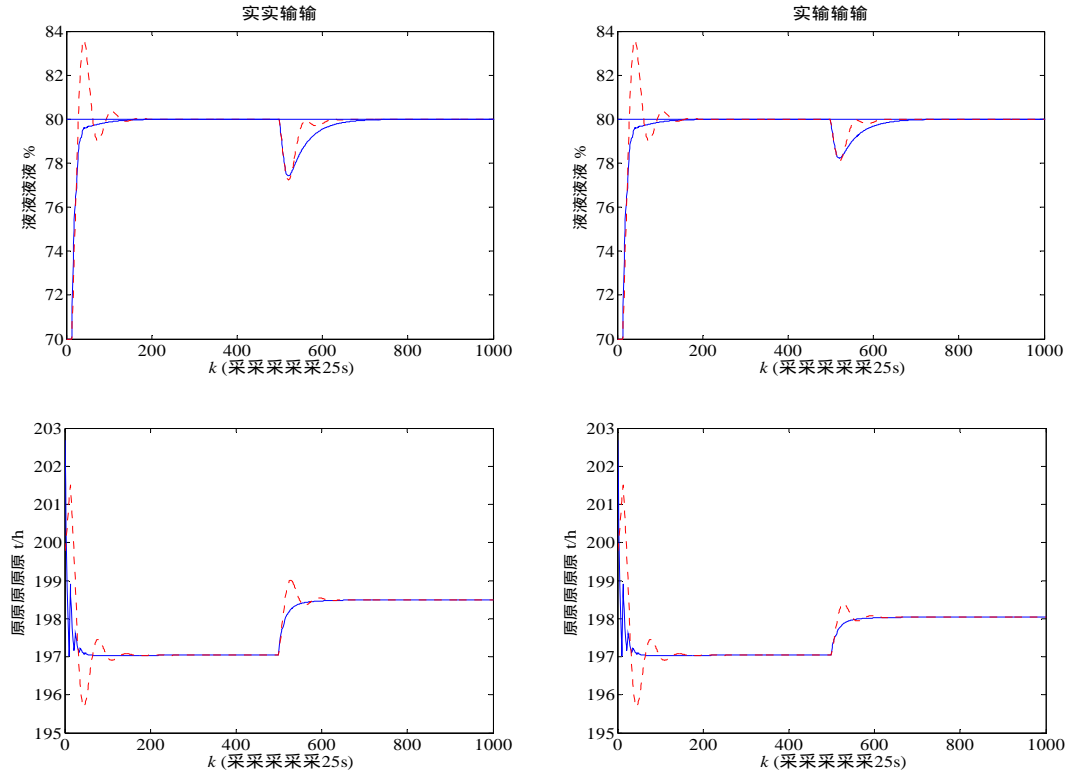


图 4.4a 第二组参数下的响应曲线(蓝色实线为本章方法，红色虚线为 Z-N 法)

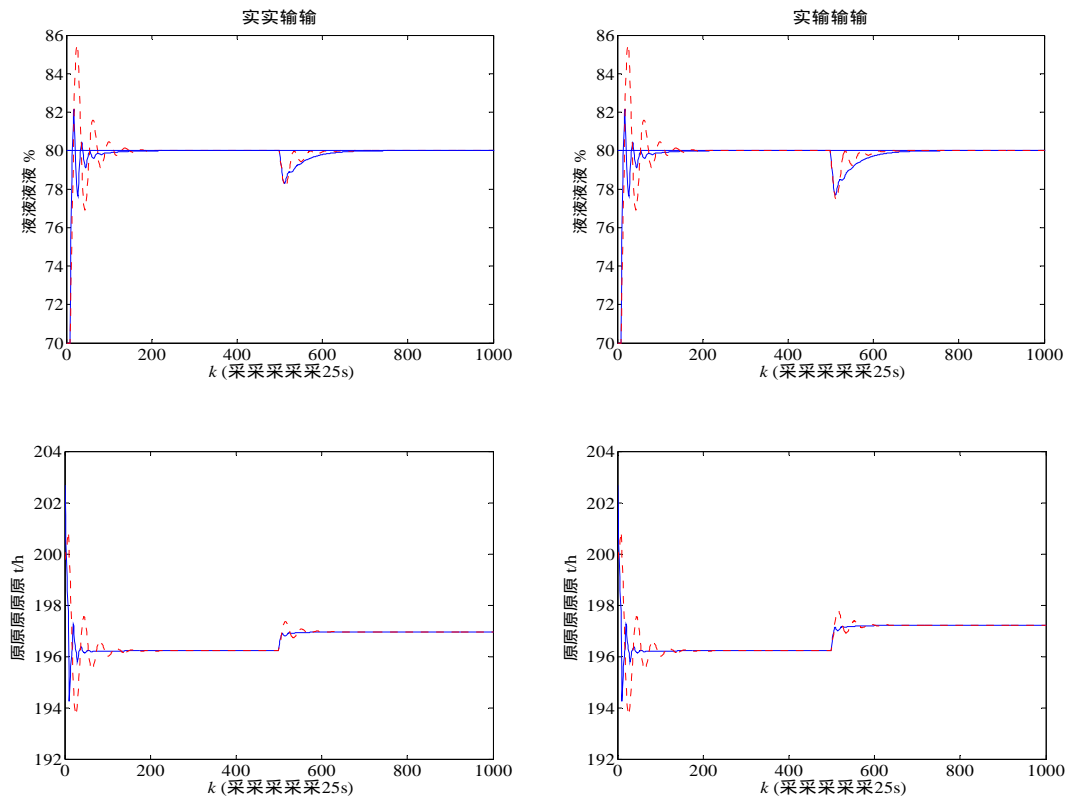


图 4.5a 第三组参数下的响应曲线(蓝色实线为本章方法，红色虚线为 Z-N 法)

除了输入输出干扰以外,测量噪声以及输入硬约束也被考虑进来评估两种控制器的性能。当液位系统稳定在 70%的液位高度运行时,标准差为 0.02 的白噪



声序列被作为测量噪声加在过程的液位高度输出上，过程的控制输入被约束在  $[194.94 \text{ t/h}, 195.04 \text{ t/h}]$  之间作为输入硬约束。

图 4.3b~4.5b 显示了这两种控制器在三组失配参数下的响应曲线，我们很容易可以看出，无论是在测量噪声下还是在测量噪声与输入硬约束都存在的情况下，本章方法控制的系统响应曲线在标准差以及振荡上都比传统的 Z-N 法要小，表 4.3 中的数据更加清晰地说明了这点。

表 4.3 三组参数下的标准差

测量噪声下的标准差			测量噪声与输入硬约束下的标准差		
失配参数组	本章方法	Z-N 法	失配参数组	本章方法	Z-N 法
第一组	0.0663	0.0875	第一组	0.0640	0.0788
第二组	0.0609	0.0693	第二组	0.0604	0.0696
第三组	0.0576	0.0785	第三组	0.0537	0.0685

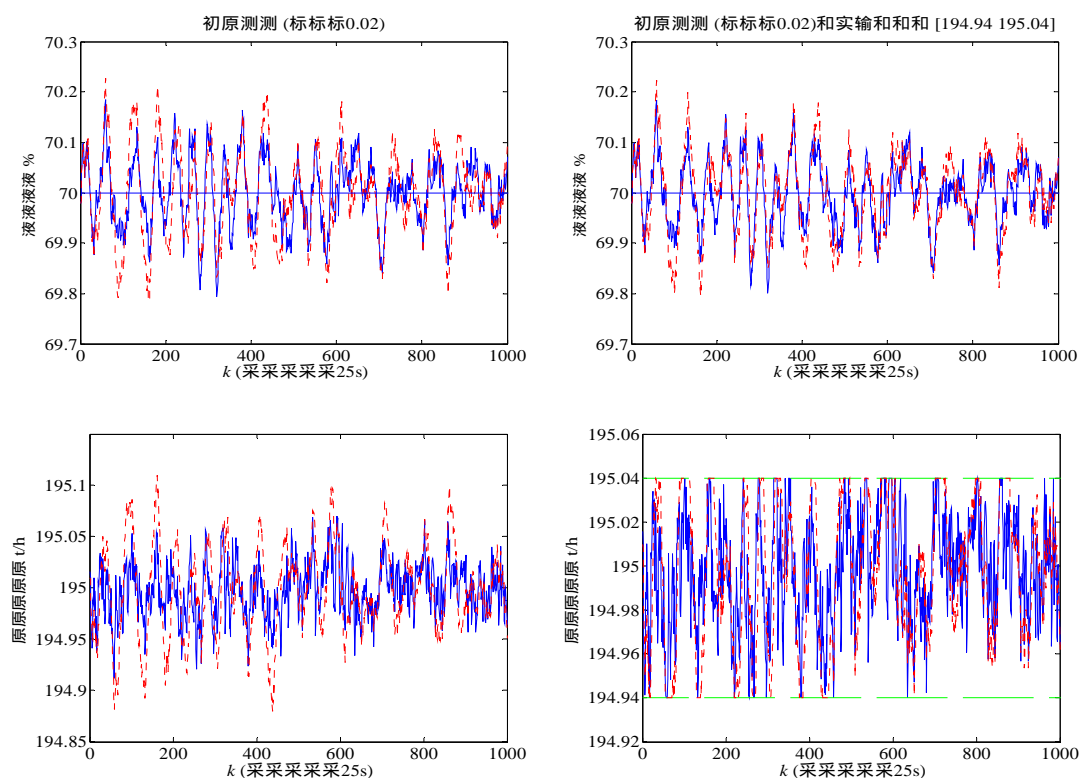


图 4.3b 第一组参数下的响应曲线(蓝色实线为本章方法，红色虚线为 Z-N 法)

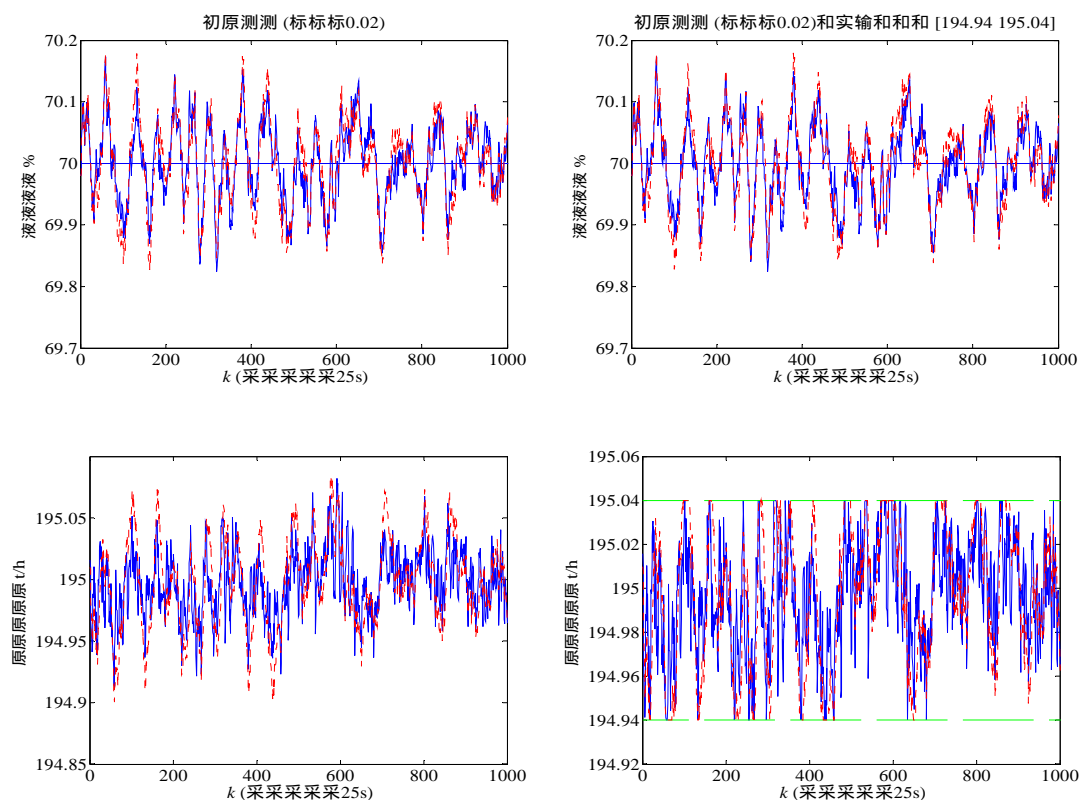


图 4.4b 第二组参数下的响应曲线(蓝色实线为本章方法，红色虚线为 Z-N 法)

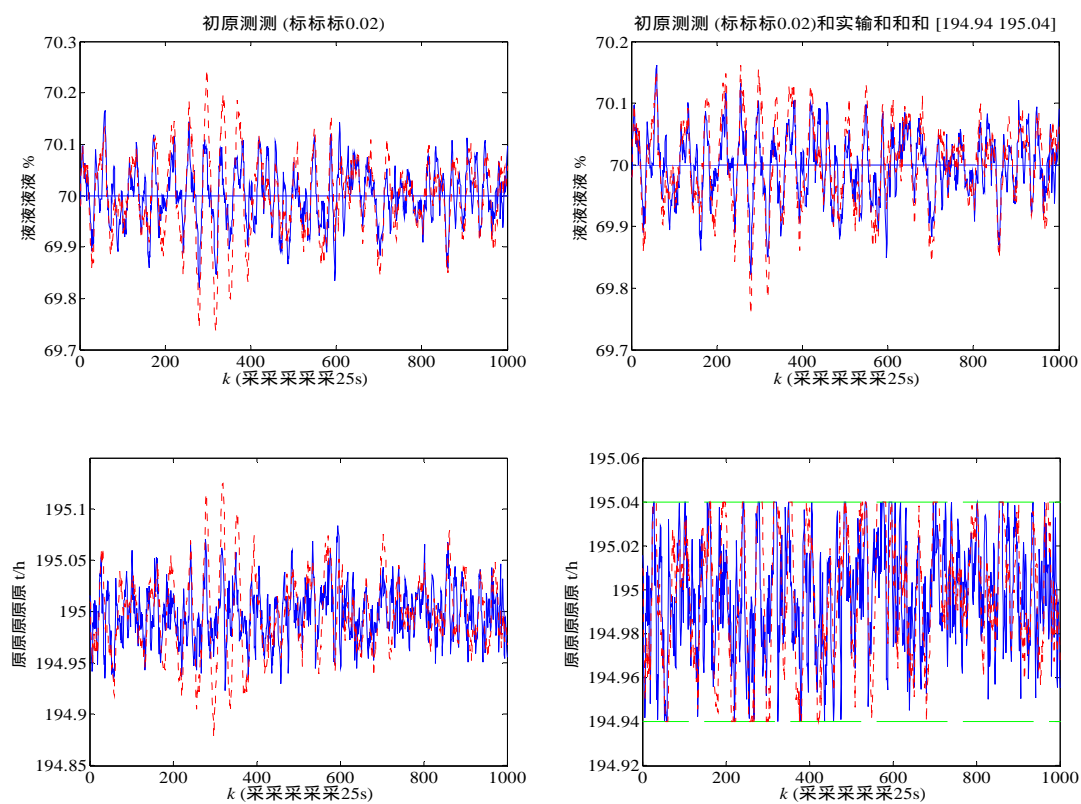


图 4.5b 第三组参数下的响应曲线(蓝色实线为本章方法，红色虚线为 Z-N 法)

积分绝对误差(IAE)是评估控制系统性能的另一个重要指标，它表征着控制

系统的响应曲线与设定值之间的绝对误差积累程度, IAE 值越小, 系统的响应曲线接近设定值的程度越高。图 4.3c~4.5c 显示了三组失配参数下的积分绝对误差曲线, 从图中我们可以看出在三组失配参数下本章方法中的 IAE 值都要比 Z-N 法的更小, 这也进一步地验证了前面表述的观点。

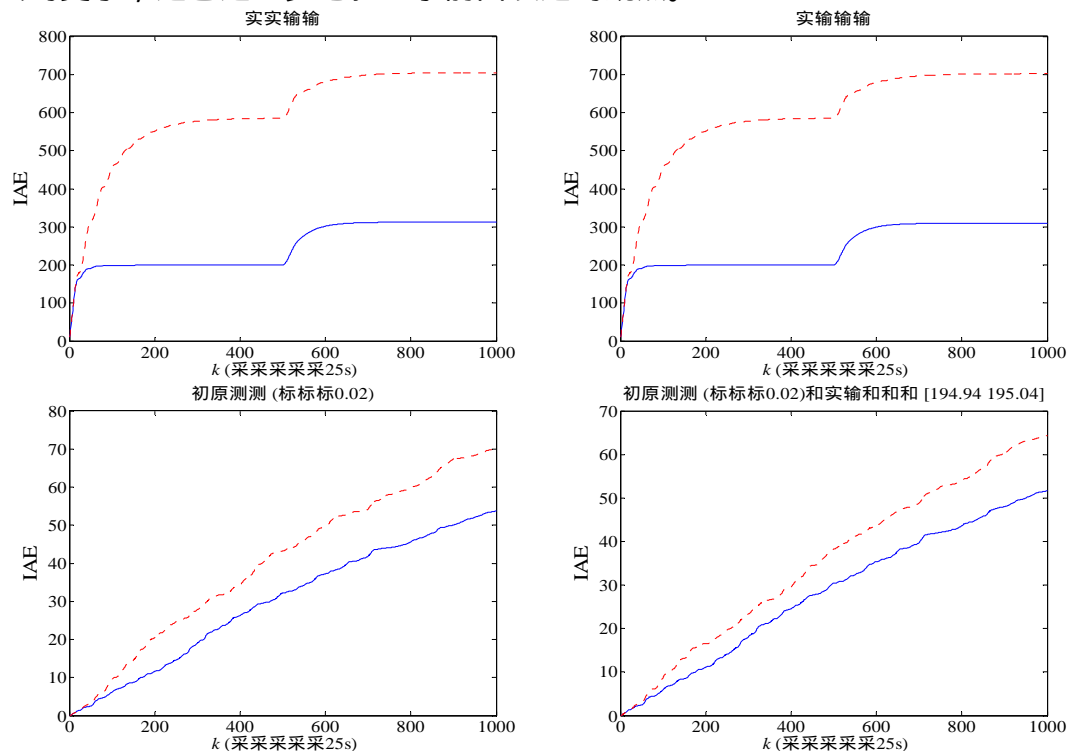


图 4.3c 第一组参数下的 IAE 对比曲线(蓝色实线为本章方法, 红色虚线为 Z-N 法)

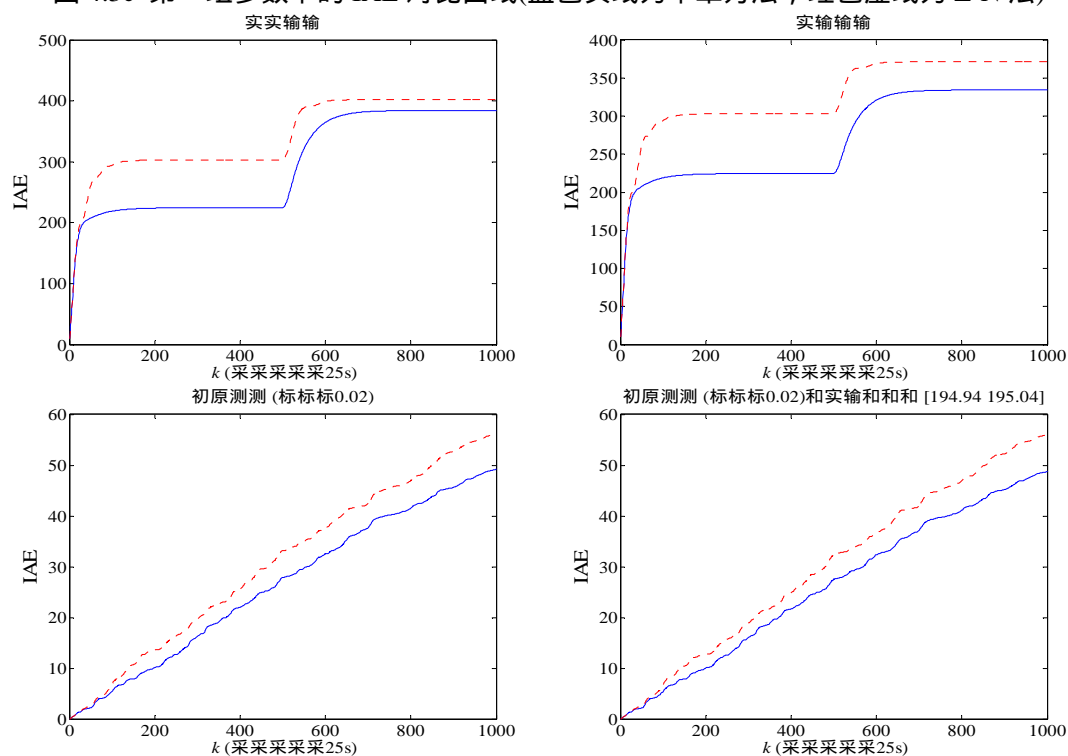


图 4.4c 第二组参数下的 IAE 对比曲线(蓝色实线为本章方法, 红色虚线为 Z-N 法)

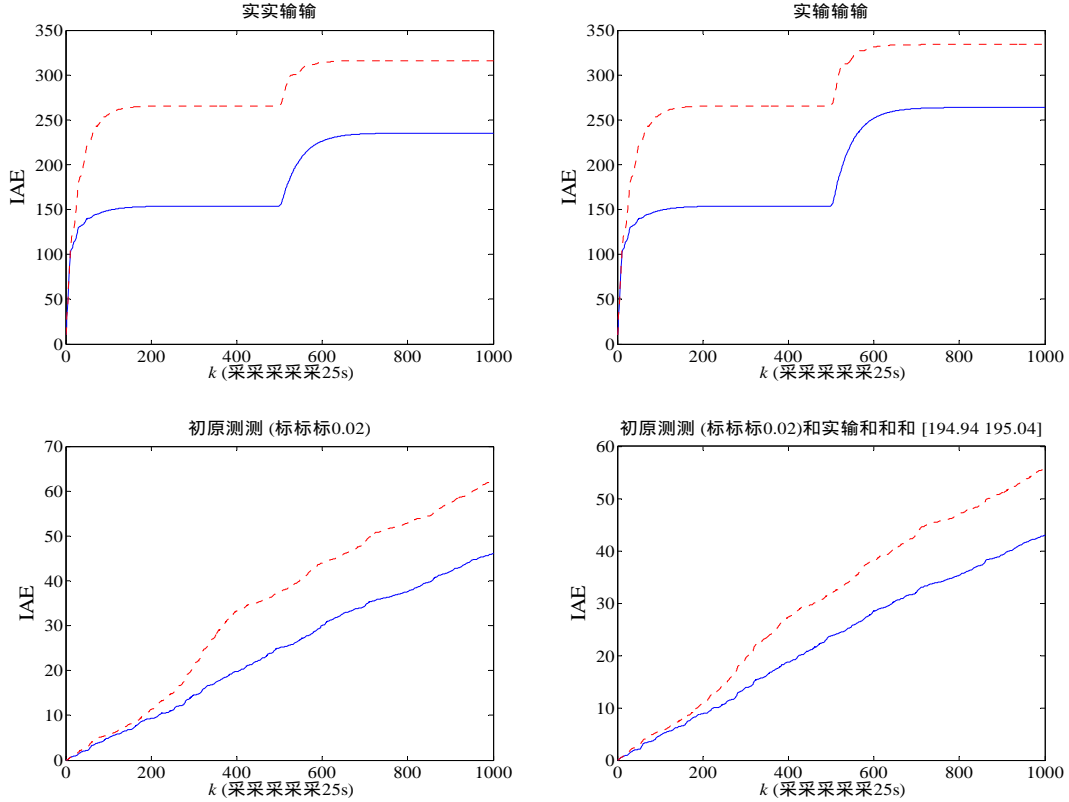


图 4.5c 第三组参数下的 IAE 对比曲线(蓝色实线为本章方法，红色虚线为 Z-N 法)

#### 4.2.2 焦化炉炉膛压力的控制

焦化炉是焦化装置中的一个重要部分，如图 4.2a 所示的那样，焦化炉的主要作用是加热开始送进来的原油以及后期的循环油。炉膛压力是焦化炉加热过程中的一个重要指标，在合适的炉膛压力下焦化炉可以更高效、更安全地工作。焦化炉的炉膛压力设定值是操作人员在装置运行过程中设定的，它必须满足后续装置的需求，这里的操作变量为焦化炉顶部的烟道挡板开度。

在表 4.1 的稳定工作条件下，焦化炉炉膛压力的 FOPDT 模型可以概略地建为：

$$G(s) = \frac{-0.02e^{-40s}}{150s + 1} \quad (4.16)$$

这里我们选择用预测函数控制优化的 PID 控制器(PFC-PID)来控制式(4.16)中的模型，为了更好地验证本章中提出的 PID 控制器的性能，我们选择 IMC-PID 法、Z-N 法、T-L 法作为对比。

在实际过程中不可避免地存在各种干扰，这些干扰会导致模型与过程参数的差异，这些差异会恶化控制器的性能，在这里我们依旧采用蒙特卡罗方法去仿真得到失配后的过程参数。我们假设在原有的模型参数( $K_m = -0.02, T = 150, \tau = 40$ )基础上有最大程度为 30%的失配，并且三个参数同时失配来获得实际的过程参

数，获得的实际过程参数如下：

第一组：失配的过程参数为  $K_m = -0.025, T = 187, \tau = 49$ ；

第二组：失配的过程参数为  $K_m = -0.016, T = 113, \tau = 51$ ；

第三组：失配的过程参数为  $K_m = -0.024, T = 121, \tau = 29$ 。

对于上述失配的系统，本章中假设在  $k$  为 0 的时刻设定值由 0 变为 1，采样时间  $T_s$  为 20s，幅值为 -0.1 的持续输出干扰与幅值为 30 的持续输入干扰在  $k$  为 500 的时刻被分别加到失配系统中，这里的允许误差  $\delta$  设置为  $10^{-4}$ ，用来优化 PID 控制器的 PFC 算法的参数以及其他几种传统调节方法的下的 PID 参数如表 4.4 所示。

表 4.4 PFC 算法的参数以及传统调节方法下的 PID 参数

PFC 算法参数		PID 参数	IMC-PID	T-L	Z-N
$P$	2	$K_p$	-125	-119	-157
$\beta$	0	$T_i$	170	397	90
		$T_d$	17.65	28.57	22.5

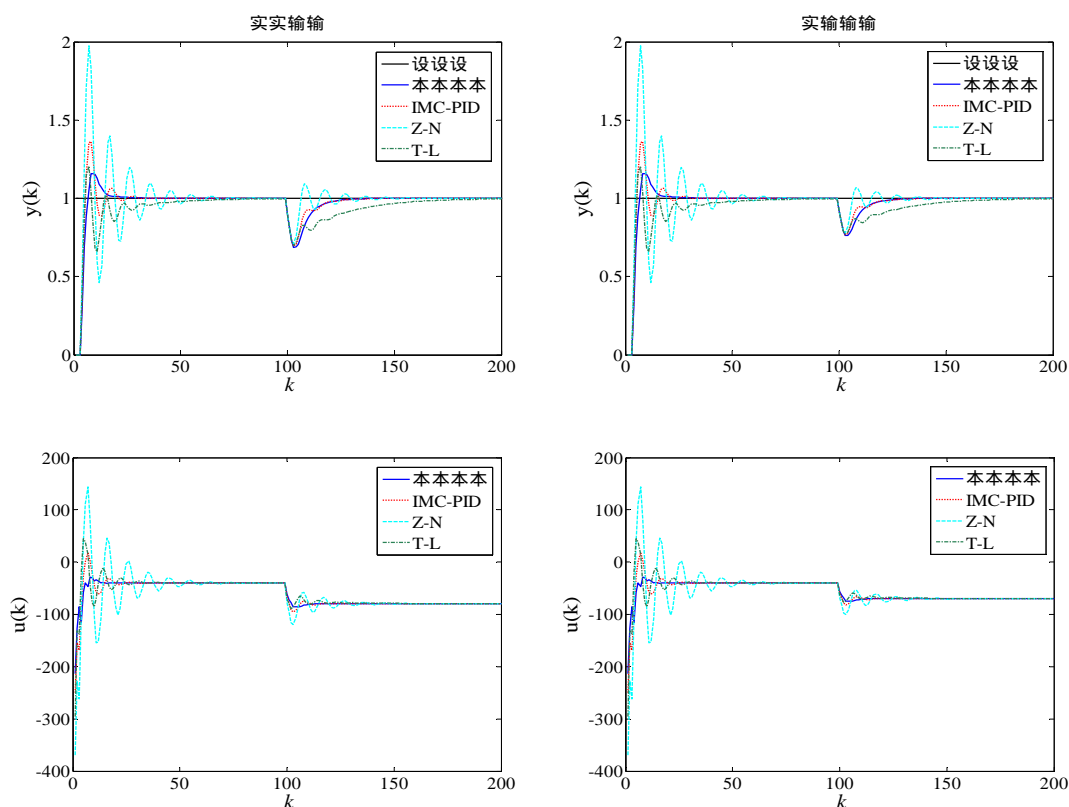


图 4.6 第一组失配参数下的响应对比图

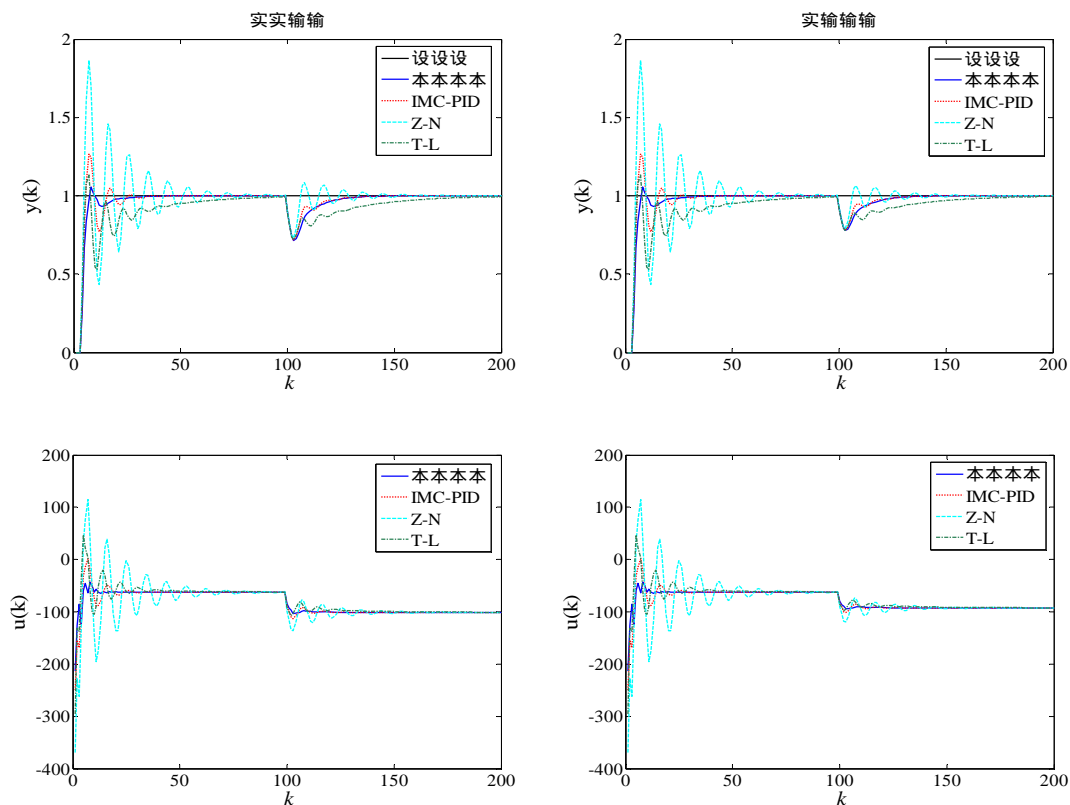


图 4.7 第二组失配参数下的响应对比图

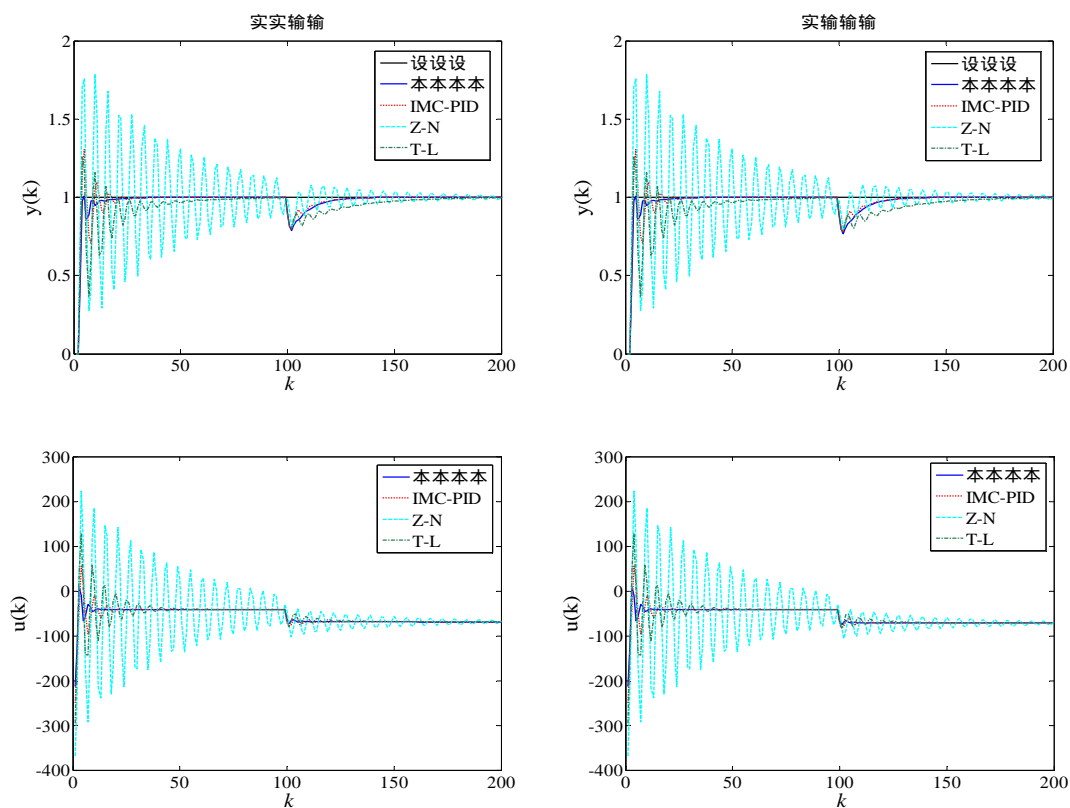


图 4.8 第三组失配参数下的响应对比图

图 4.6~4.8 显示了三组失配参数下的响应对比曲线，在图 4.6 中我们可以看

出本章中的方法和 IMC-PID 方法控制下的系统响应曲线比其他几种方法的更加光滑，振荡更加小，其中 Z-N 法控制下的系统响应曲线的超调量很大，T-L 方法下的系统跟踪性能最差，相比本章中的方法，IMC-PID 方法控制下的系统响应曲线超调量更大，振荡更加剧烈，性能依旧有待提高；在图 4.7 和 4.8 中，系统的响应对比曲线和图 4.6 中的类似，本章方法控制下的系统综合性能最好，Z-N 法控制下的系统依旧表现出一个过大的超调量，这点在图 4.8 中最为明显，T-L 法控制下的系统跟踪性能不理想，IMC-PID 法控制下的系统性能依旧逊色于本章方法。

### 4.3 本章小结

在本章中结合预测函数控制与传统的 PID 控制得到了一种新的 PID 控制方法，该方法在继承了预测函数控制算法良好性能的同时也保留了传统 PID 控制的结构，使得本章方法实现起来更加简单有效，通过与各种传统 PID 控制调节方法在焦化装置对象模型上的仿真对比，也进一步证明了本章方法的有效性。

## 第 5 章 基于动态矩阵控制优化的 PID 控制

动态矩阵控制是预测控制中应用地最为成熟的算法,特别是在石油化工过程的控制上,由于这类过程大多带有大时滞、强耦合等特性,传统的 PID 控制应用于这些对象时效果并不理想。动态矩阵控制是建立在系统的阶跃响应数据基础上的先进控制算法,一方面因为这些数据在实际过程中很容易被获得,另一方面因为动态矩阵控制对于大时滞、强耦合等特性的过程有着良好的控制效果,因此动态矩阵控制在这些过程中受到了广泛的应用。

在实际工程中,由于成本、硬件等条件都受到了限制,动态矩阵控制的应用始终没有传统的 PID 控制那么广泛,如果能把动态矩阵控制的性能赋给 PID 控制器,那将是很有意义的工作。在本章中,通过结合 DMC 算法与传统的 PID 控制得到了一种新的 PID 控制器,它同时拥有 DMC 算法的优良性能与传统 PID 控制的简单结构,最后通过对焦化炉炉膛温度对象的控制仿真证明了算法的有效性。

### 5.1 DMC 优化的 PID 控制

在实际的工业过程中,我们得到过程的阶跃响应曲线以后经过适当的滤波处理,在采样时间  $T_s$  下便可以得到系统的模型向量  $a = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ , 其中  $N$  为模型长度,  $a_1, a_2, \dots, a_N$  为采样时间点下对应的阶跃响应数值,在合适的预测时域  $P$  和控制时域  $M$  下,系统的动态矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_M & \cdots & a_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_P & \cdots & a_{P-M+1} \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

当控制增量  $\Delta u(k-1)$  作用于对象以后,模型在  $k-1$  时刻对未来时刻的预测输出为:

$$\tilde{y}_{N1}(k-1) = \tilde{y}_{N0}(k-1) + a\Delta u(k-1) \quad (5.2)$$

其中

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{N1}(k-1) &= [\tilde{y}_1(k|k-1), \dots, \tilde{y}_1(k+N-1|k-1)]^T \\ \tilde{y}_{N0}(k-1) &= [\tilde{y}_0(k|k-1), \dots, \tilde{y}_0(k+N-1|k-1)]^T \end{aligned}$$

$\tilde{y}_{N1}(k-1)$  是  $k-1$  时刻在控制增量  $\Delta u(k-1)$  作用下的模型预测输出向量,



$\tilde{y}_{N0}(k-1)$  为  $k-1$  时刻模型的初始预测输出向量,  $k+i|k$  表示在  $k$  时刻对  $k+i$  时刻的预测,  $T$  为矩阵的转置符号。

在  $k$  时刻检测到过程的实际输出  $y(k)$  后, 为了弥补因为干扰或者模型与过程失配带来的预测误差, 这里我们需要对模型预测输出进行补偿, 具体形式如下:

$$\tilde{y}_{cor}(k) = \tilde{y}_{N1}(k-1) + he(k) \quad (5.3)$$

其中,

$$\tilde{y}_{cor}(k) = [\tilde{y}_{cor}(k|k), \dots, \tilde{y}_{cor}(k+N-1|k)]^T$$

$$e(k) = y(k) - \tilde{y}_1(k|k-1), h = [1, \alpha, \alpha, \dots, \alpha]^T$$

$\tilde{y}_{cor}(k)$  是  $k$  时刻经过误差校正后的模型预测输出,  $e(k)$  是  $k$  时刻过程实际输出与模型预测输出之间的误差,  $h$  是误差权矩阵,  $\alpha$  为权矩阵中的权系数。

在  $k$  时刻由于时间基点发生了移动, 这里我们需要对  $\tilde{y}_{cor}(k)$  进行移位才可以得到  $k$  时刻的初始预测输出, 形式如下:

$$\tilde{y}_{N0}(k) = S\tilde{y}_{cor}(k) \quad (5.4)$$

其中,

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

为移位矩阵。

这里因为被控对象为渐近稳定的对象, 其阶跃响应曲线最终会趋于稳态, 因此式(5.4)中用  $\tilde{y}_{cor}(k+N-1|k)$  去代替  $\tilde{y}_0(k+N|k)$  是可行的。

在得到  $k$  时刻的初始预测输出以后, 为了让模型预测输出逼近设定轨迹, 我们假设有控制增量  $\Delta u_M(k) = [\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+M-1)]^T$  作用于系统, 系统在控制增量  $\Delta u_M(k)$  作用下的未来模型预测输出为:

$$\tilde{y}_{PM}(k) = \tilde{y}_{P0}(k) + A\Delta u_M(k) \quad (5.5)$$

其中,

$$\tilde{y}_{PM}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{y}_M(k+1|k) \\ \vdots \\ \tilde{y}_M(k+P|k) \end{bmatrix}, \tilde{y}_{P0}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{y}_0(k+1|k) \\ \vdots \\ \tilde{y}_0(k+P|k) \end{bmatrix}$$

$\tilde{y}_{PM}(k)$  是  $k$  时刻在控制增量  $\Delta u_M(k)$  作用下的模型预测输出,  $\tilde{y}_{P0}(k)$  是  $k$  时刻模型初始预测输出  $\tilde{y}_{N0}(k)$  的前  $P$  项。

在本章中为了计算的方便，控制时域  $M$  选为 1，目标函数如下所示：

$$\min J(k) = Q(\text{ref}(k) - \tilde{y}_{p0}(k) - A\Delta u(k))^2 + r\Delta u^2(k) \quad (5.6)$$

其中，

$$\text{ref}(k) = [\text{ref}_1(k), \text{ref}_2(k), \dots, \text{ref}_p(k)]^T$$

$$\text{ref}_i(k) = \beta^i y(k) + (1 - \beta^i)c, Q = \text{diag}(q_1, q_2, \dots, q_p)$$

$\text{ref}(k)$  为  $k$  时刻系统的参考轨迹， $Q$  为误差权矩阵， $q_1, q_2, \dots, q_p$  为误差权矩阵中的权系数， $r$  为控制权系数， $\beta$  为参考轨迹中的柔化系数。

在本章中被优化的 PID 控制器选为增量式，其控制规律如下所示：

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + K_p(k)(e_1(k) - e_1(k-1)) + K_i(k)e_1(k) \\ &\quad + K_d(k)(e_1(k) - 2e_1(k-1) + e_1(k-2)) \\ e_1(k) &= c(k) - y(k) \end{aligned} \quad (5.7)$$

其中， $K_p(k), K_i(k), K_d(k)$  分别为  $k$  时刻 PID 控制器的比例、积分、微分参数， $e_1(k)$  为  $k$  时刻设定值与过程实际输出值之间的误差。

为了进一步简化计算，式(5.7)可以变换为下面的式子：

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + w(k)^T E(k) \\ w(k) &= [w_1(k), w_2(k), w_3(k)]^T \\ w_1(k) &= K_p(k) + K_i(k) + K_d(k), w_2(k) = -K_p(k) - 2K_d(k), w_3(k) = K_d(k) \\ E(k) &= [e_1(k), e_1(k-1), e_1(k-2)]^T \end{aligned} \quad (5.8)$$

综合上述式子，对目标函数求导可得

$$w(k) = \frac{(\text{ref}(k) - \tilde{y}_{p0}(k))^T Q A E(k)}{(A^T Q A + r) E(k)^T E(k)} \quad (5.9)$$

由式(5.8)和(5.9)可得 PID 控制器的参数为

$$\begin{aligned} K_p(k) &= -w_2(k) - 2K_d(k) \\ K_i(k) &= w_1(k) - K_p(k) - K_d(k) \\ K_d(k) &= w_3(k) \end{aligned} \quad (5.10)$$

通过观察式(5.9)可知，当系统的实际输出接近稳态值时， $E(k)^T E(k)$  会接近零，这时  $w(k)$  将会达到无穷，也就是 PID 控制器的参数  $K_p(k), K_i(k), K_d(k)$  会达到无穷，这在实际工程中是不允许的。为此在本章中我们引进了一个小的允许误差  $\delta$ ，在允许误差范围内  $K_p(k), K_i(k), K_d(k)$  的值保持不变并与上个采样时刻相同，具体表达式如下：

$$\begin{cases} K_p(k) = K_p(k-1) \\ K_i(k) = K_i(k-1) \cdots |e_1(k)| \leq \delta \\ K_d(k) = K_d(k-1) \end{cases}; \begin{cases} K_p(k) = -w_2(k) - 2K_d(k) \\ K_i(k) = w_1(k) - K_p(k) - K_d(k) \cdots |e_1(k)| > \delta \\ K_d(k) = w_3(k) \end{cases} \quad (5.11)$$

在得到 PID 控制器的参数  $K_p(k), K_i(k), K_d(k)$  后, 可通过式(5.7)计算出  $k$  时刻的实际控制量  $u(k)$  作用于被控对象, 在下一时刻重复上述过程求解新的控制量  $u(k+1)$ 。

## 5.2 焦化炉炉膛温度的控制仿真

正如第四章中描述的那样, 焦化炉是焦化装置中的一个重要部分, 开始送入的原油以及后续的循环油在焦化炉中被加热到需求的温度后, 进入下一步的处理。焦化炉的炉膛温度是焦化炉的一个重要性能指标, 过高或者过低的温度会导致生产过程的低效和能源浪费。炉膛温度的设定值是操作人员在装置运行过程中设定的, 它必须满足后续装置的需求, 这里的操作变量为供给焦化炉的燃料量。

为了更好地证明本章 PID 方法(DMC-PID)的有效性, C-C 法以及 IMC-PID 法下的 PID 控制器被引入作为对比, 由于 C-C 法以及 IMC-PID 法都建立在被控系统的 FOPDT 模型基础上, 这里我们首先建立焦化炉炉膛温度对象的 FOPDT 模型。在表 4.1 的稳定工作条件下, 焦化炉炉膛温度控制系统的模型可以概略地建为:

$$G(s) = \frac{1}{350s+1} e^{-300s} \quad (5.12)$$

在本章中我们假设在  $k$  为 0 的时刻系统的设定值由 0 变为 1, 采样时间  $T_s$  为 50s, 在  $k$  为 300 的时刻幅值为-0.1 的输出干扰以及幅值为-0.2 的输入干扰被分别加入系统中。这里的允许误差  $\delta$  设置为  $10^{-4}$ , 本章中用来优化 PID 控制的 DMC 算法参数以及 C-C 法和 IMC-PID 法下的 PID 控制器参数如表 5.1 所示。

表 5.1 DMC 算法参数以及 C-C 法和 IMC-PID 法下的 PID 控制器参数

DMC 算法参数		参数	IMC-PID 法	C-C 法
$P$	13	$\lambda$	$1 * \tau$	\
$M$	1	$K_p$	1.11	1.81
$\beta$	0.85	$T_i$	500	561
$Q$	diag(0,0,0,0,0,0, 1,1,1,1,1,1)	$T_d$	105	94
$r$	0.1			
$\alpha$	1			
$N$	60			

图 5.1 显示了在模型与过程匹配时的系统响应图, 在图中我们可以很容易看

出虽然各种方法控制下的系统都达到了设定值并且能抵抗干扰,但是本章方法和 IMC-PID 法控制下的系统性能要比 C-C 法更好, C-C 法控制下的系统超调量更大, 振荡更剧烈。从整体上看, IMC-PID 法的性能良好, 但是依旧逊色于本章方法, 因为本章方法控制下的系统没有超调, 响应曲线更加平缓。

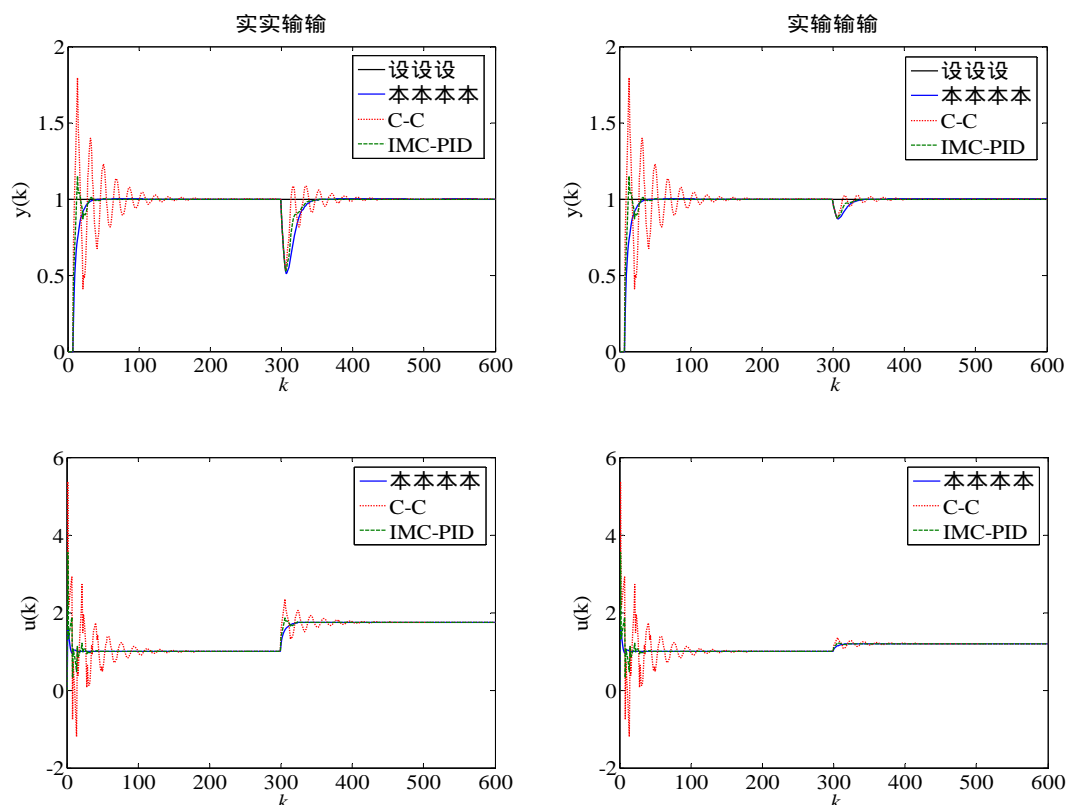


图 5.1 匹配情况下的响应对比图

在实际过程中,模型与过程的失配是不可避免的,一方面因为干扰无处不在,另一方面因为在建模时很难保证模型与过程完全一致。在本章中我们采用蒙特卡罗方法去仿真得到失配后的过程参数,我们假设过程参数在模型参数( $K=1, T=350, \tau=300$ )的基础上有最大程度为 30%的失配,并且三个参数同时失配来评估各种控制方法的性能,失配后的三组过程参数为:

第一组:失配的过程参数为  $K=0.75, T=259, \tau=371$ ;

第二组:失配的过程参数为  $K=1.29, T=271, \tau=215$ ;

第三组:失配的过程参数为  $K=1.26, T=449, \tau=383$ 。

为了更好地对比各种控制方法的性能,对于上述失配的系统,其余的参数均与模型匹配时相同。

图 5.2~5.4 显示了三组失配参数下的响应对比图,在过程与模型失配的情况下, C-C 法的控制性能更加恶化,在图 5.3~5.4 中因为 C-C 法控制下的系统失控发散,其响应曲线没有画在图中。相比本章中的方法,虽然 IMC-PID 法也能维持系统的稳定运行,但是其性能依旧要差些,因为其控制下的系统超调量更大,

振荡更剧烈。总而言之，各种情况下本章方法的综合性能最好。

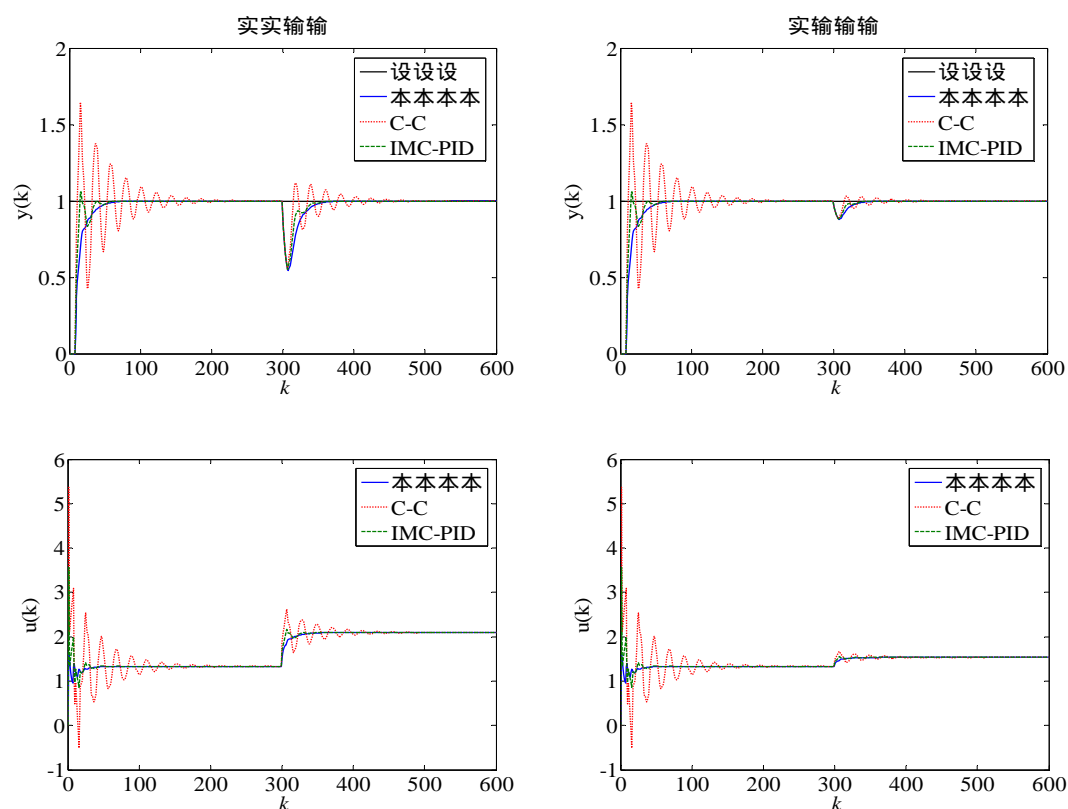


图 5.2 失配情况下的响应对比图(第一组)

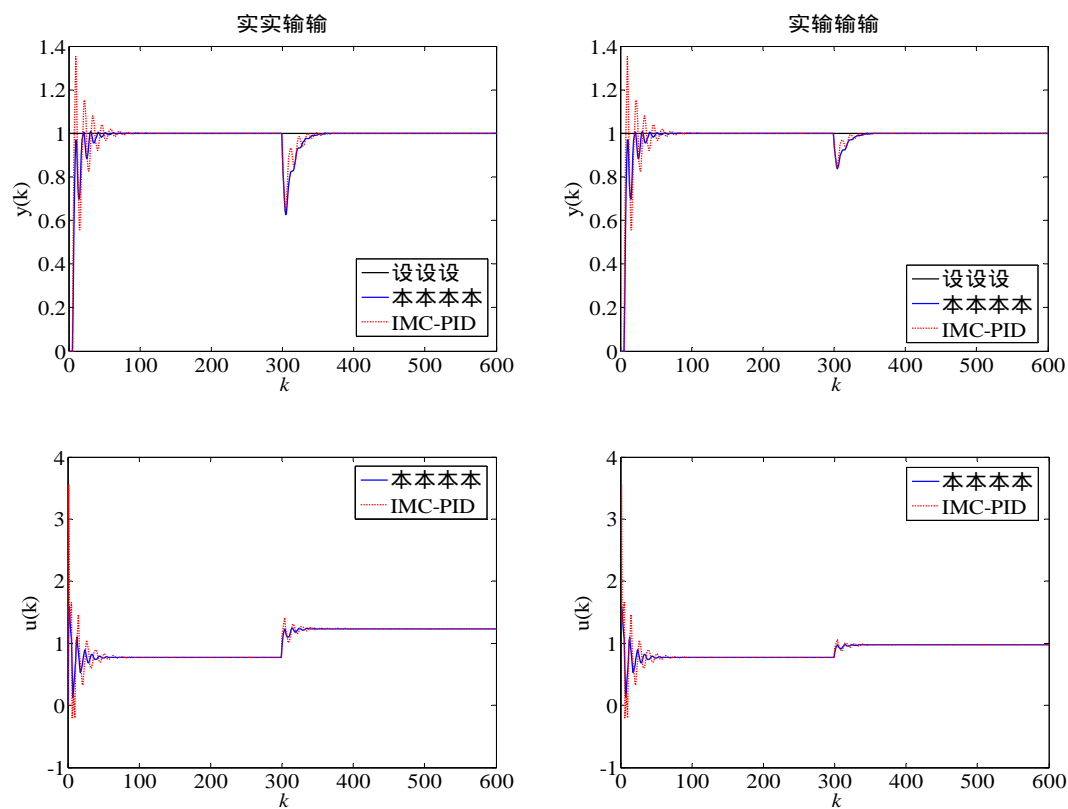


图 5.3 失配情况下的响应对比图(第二组)

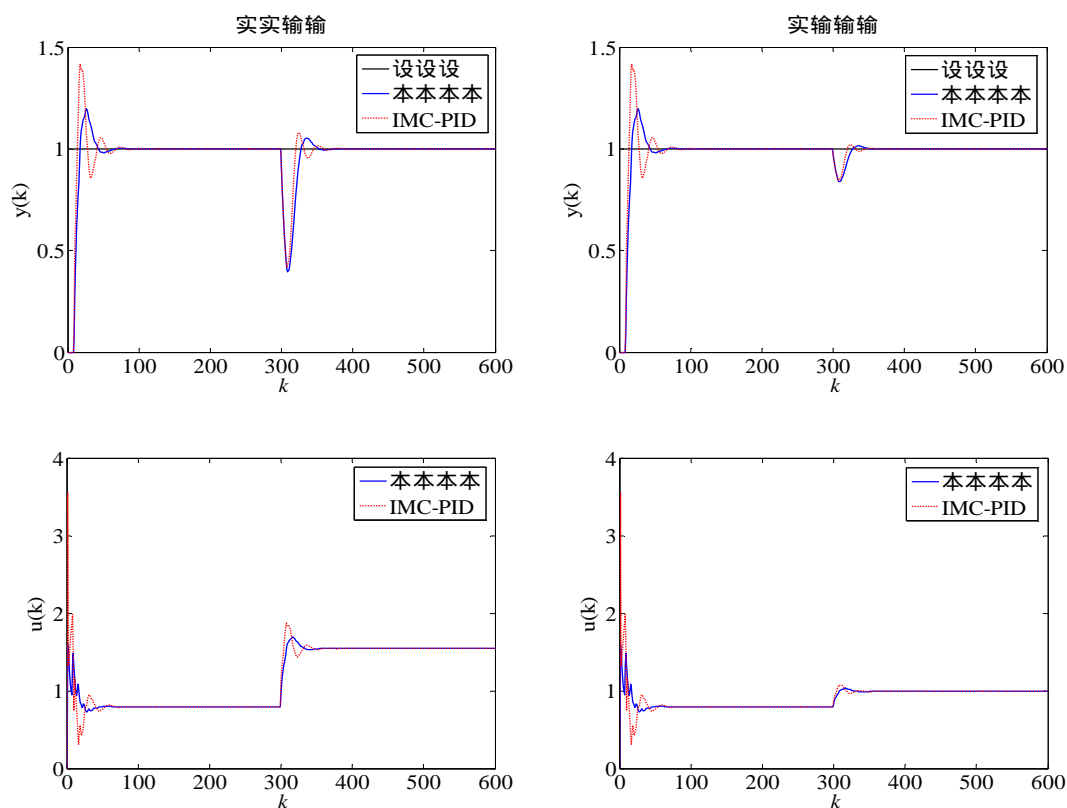


图 5.4 失配情况下的响应对比图(第三组)

### 5.3 本章小结

本章结合 DMC 算法与传统 PID 控制的优点提出了一种基于 DMC 算法优化的 PID 控制器,该 PID 控制器不仅继承了 DMC 算法的良好性能,同时也保留了传统 PID 控制器的简单结构,这些都让新的 PID 控制器实施起来简单有效,本章中对焦化炉炉膛温度系统的控制仿真更加说明了该 PID 控制器的有效性。

## 第 6 章 总结与展望

### 6.1 论文研究工作总结

本文的研究内容是针对于预测控制展开的,主要包括非自衡对象的预测控制以及 PID 控制的预测控制优化两个方面。

在非自衡对象的预测控制中,我们选取了预测控制中使用地最为广泛的动态矩阵控制算法来进行改进研究。针对传统动态矩阵控制算法不能被直接应用于非自衡对象的问题,本文中首先引入了一个新的转移矩阵来避免因为模型截断而造成的预测误差,其次提出了一种新的误差校正方法来解决非自衡对象由于其内部的积分特性在受到持续干扰后误差会不断加大的问题,最终将动态矩阵控制算法成功应用于非自衡对象中,改进的动态矩阵控制算法充分保留了传统算法的结构,使得算法的实施更加简单,第三章中的仿真研究也进一步证明了算法的有效性。

在 PID 控制的预测控制优化中,为了结合预测控制良好的控制性能与传统 PID 控制器的简单结构,我们将传统 PID 控制的控制律引入预测控制的性能指标中,最终去求解得到 PID 控制器的参数,得到的 PID 控制器同时拥有预测控制良好的控制性能与传统 PID 控制器的简单结构。在本文中选取的预测控制算法为预测函数控制与动态矩阵控制,第四章和第五章分别对两种算法下优化的 PID 控制进行了详细的阐述,最后通过与其他几种典型的 PID 参数调节方法在焦化装置对象中的对比仿真验证了算法的有效性。

### 6.2 展望

预测控制自从提出以来便受到了广大学者的关注,对预测控制而言,由于其理论严重落后于实践,近些年对其的研究从未止步过。

实际工程中的对象大多不是线性的对象,在控制中对其线性化必然会影响控制的效果。目前已有一些关于非线性预测控制的研究,在这些研究中通过建立被控对象的神经网络、支持向量机、Hammerstein、Wiener 等非线性模型,然后再去进行相应的推导求解。一方面由于建立的非线性模型更接近于实际过程,其控制效果自然比线性化后的模型好;另一方面由于非线性模型下的推导过程太过复杂、计算量太大,这些都让非线性预测控制的应用难度加大,因此我们有必要在如何找到合适的模型或者怎么简化已有的非线性预测控制的计算量上去继续做研究。

预测控制也与自适应控制、模糊控制等方法结合起来形成新的控制方法,自

适应控制可以在线辨识系统的模型,根据实际工况去更新系统的模型,对于非线性的系统也有较好的控制效果,但是由于在线计算量偏大,因此怎么简化辨识方法或者设置一些更为合适的容错机制去减少计算量是需要我们继续思考的问题;模糊预测控制在控制过程中通过事先建立的控制规则去查询得到相应的控制量,让计算量大大减小,但是怎么建立更为精确的规则表也是需要我们继续思考的问题。

误差补偿是预测控制中的一个重要环节,现有的误差校正方法大多通过加权的误差去补偿系统的预测输出,如果能更为准确地对系统进行误差校正,那么系统的控制精度必然会大大提高。

在解决上述问题后,再通过改进的预测控制方法对非自衡对象进行控制或者PID控制进行优化,想必在控制效果上将会有更大的改善。



## 致 谢

时光飞逝,转眼间两年半的研究生生涯即将结束。在此首先衷心感谢我的导师张日东研究员对我的辛勤指导以及孜孜教诲,是他教会了我独立解决问题的能力,是他教会了我做学问应该一丝不苟,是他教会了我做人应该自律。在读期间,导师在学业上给予了我很多帮助,让我得到了快速的成长,在生活上的关心也让我备受感激。他渊博的学识、严谨的治学态度、高度的责任感对我影响至深,在今后的人生旅途中,我将时刻谨记导师的教诲,创造自己精彩的人生。

其次感谢同实验室的同学对我的关心和照顾,感谢所有对我鼓励和帮助的老师 and 朋友。

最后感谢我的父母和家人,是他们一直在背后默默地支持我、鼓励我,让我敢于面对生活中的任何困难。

## 参考文献

- [1] Astrom, K. J., Hagglund, T. Advanced PID control[M]. ISA-The instrumentation, Systems, and Automation Society, Research Triangle Park, NC 27709, 2005.
- [2] Skogestad, S. Simple analytic rules for model reduction and PID controller tuning[J]. Journal of Process Control, 2003, 13(4): 291-309.
- [3] O'Dwyer, A. Handbook of PI and PID Controller Tuning Rules[M]. Imperial College Press, London, 2003.
- [4] Cohen, G. H., Coon, G. A. Theoretical investigation of retarded control[J]. Transactions of the ASME, 1953, 75: 827-834.
- [5] Rivera, D., Morari, M., and Skogestad, S. Internal model control 4. PID controller design[J]. Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev., 1986, 25: 252-265.
- [6] Wang, Q. C., Hang, C. C., and Yang, X. P. Single-loop controller design via IMC principles[J]. Automatica, 2001, 37(12): 2041-2048.
- [7] Tyreus, B. D., Luyben, W. L. Tuning PI controllers for integrator/dead time processes[J]. Transactions of ASME, 1992, 31(11): 2628-2631.
- [8] Luyben, W. L. Tuning proportional-integral-derivative controllers for integrator/dead time processes[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 1996, 35(10): 3480-3483.
- [9] Depaor, A. M. and O'Malley, M. Controllers of Ziegler-Nichols type for unstable processes[J]. International Journal of Control, 1989, 49(1): 1273-1284.
- [10] Venkatasankar, V., Chidambaram, M. Design of P and PI controllers for unstable FOPTD model[J]. International Journal of Control, 1994, 60(1): 137-144.
- [11] Marchetti, G., Scali, C., and Lewin, D. R. Identification and control of open loop unstable processes by relay methods[J]. Automatica, 2001, 37(12): 2049-2055.
- [12] Visioli, A. Optimal tuning of PID controllers for integral and unstable processes[J]. Control Theory and Applications, IEEE Proceedings, 2001, 148(2): 180-184.
- [13] Ziegler, J., Nichols, N. Optimum settings for automatic controllers[J]. Trans. ASME, 1942, 64: 759-768.
- [14] Astrom, K. J., Hagglund, T. Revisiting the Ziegler-Nichols step response method

- p for PID control[J].
- Journal of Process Control*
- , 2004, 14(6): 635-650.
- [15] Lee, Y., Lee, M., Park, S., and Brosilow, C. PID controller tuning for desired closed-loop responses for SISO systems[J]. *A.I.Ch.E Journal*, 1998, 44(1): 106-116.
- [16] Padma, R., Srinivas, M. N., and Chidambaram, M. A simple method of tuning PID controllers for stable and unstable FOPTD systems[J]. *Computer and Chemical Engineering*, 2004, 28(11): 2201-2218.
- [17] Normey Rico, J. E., Guzman, J. L. Unified PID tuning approach for stable, integrative and unstable dead-time processes[C]. *IFAC Conference on Advances in PID Control, PID 2012-Proceedings*, 2012, 2(PART 1): 35-40.
- [18] Ying, H., Siler, W., and Buckley, J. J. Fuzzy control theory: A nonlinear case[J]. *Automatica*, 1990(26): 513-520.
- [19] Malki, H., Li, H., Chen, G. New design and stability analysis of a fuzzy proportional-derivative control system[J]. *IEEE transactions on Fuzzy Sets and Systems*, 1994(2): 245-254.
- [20] Sooraksa, P., Chen, G. Mathematical modeling and fuzzy control for flexible link robots[J]. *Mathematical and Computer Modeling*, 1998(27): 73-93.
- [21] Misir, D., Malki, H., Chen, G. Design and analysis of a fuzzy proportional-integral-derivative controller[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996(79): 297-314.
- [22] Malki, H., Feigen span, D., Misir, D., Chen, G. Fuzzy PID control of a flexible joint robot arm with uncertainties from time varying loads[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1997(5): 371-378.
- [23] Carvajal, J., Chen, G., Ogmen, H. Fuzzy PID controller: Design, performance evaluation, and stability analysis[J]. *Information Sciences*, 2000(123): 249-270.
- [24] 谭永红. 基于 BP 神经网络的自适应控制[J]. *控制理论与应用*, 1994, 11(1): 84-87.
- [25] Wang, B. L., Lin, T., Zhen, F. Neural network based online self-learning adaptive PID control[C]. *Proceedings of the third Word congress on Intelligent Control and Automation*, 2000.
- [26] 李卓, 萧德云, 何世忠. 基于神经网络的模糊自适应 PID 控制方法[J]. *控制与决策*, 1996, 11(3): 340-345.
- [27] Li, Q. Q., Cheng, Z. Q., Qian, J. X. Self-learning fuzzy PID controller based on neural networks[C]. *Proceedings of the American Control Conference*, 1998.

- [28] 王蕾, 宋文忠. PID 控制[J]. 自动化仪表, 2004, 25(4): 1-5.
- [29] 李书臣, 徐心和, 李平. 预测控制最新算法综述[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(6): 1314-1319.
- [30] 许超, 陈治纲, 邵惠鹤. 预测控制技术及应用发展综述[J]. 化工自动化及仪表, 2002, 29(3): 1-10.
- [31] 张日东等. 非线性预测控制与工业应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [32] Grosman, B., Lewin, D. R. Automated nonlinear model predictive control using genetic programming[J]. Computers and Chemical Engineering, 2002, 26: 631-640.
- [33] Karer, G., Music, G., Skrjanc, I., et al. Hybrid fuzzy model-based predictive control of temperature in a batch reactor[J]. Computers and Chemical Engineering, 2007, 31: 1552-1564.
- [34] Shafiee, G., Arefi, M. M., Jahed-Motlagh, M. R., et al. Nonlinear predictive control of a polymerization reactor based on piecewise linear Wiener model[J]. Chemical Engineering Journal, 2008, 143: 282-292.
- [35] Al Seyab, R. K., Cao, Y. Differential recurrent neural network based predictive control[J]. Computers and Chemical Engineering, 2008, 32: 1553-1545.
- [36] Al seyab, R. K., Cao, Y. Nonlinear system identification for predictive control using continuous time recurrent neural networks and automatic differentiation[J]. Journal of Process Control, 2008, 18: 568-581.
- [37] Balaji, S., Fuxman, A., Lakshminarayanan, S., et al. Repetitive model predictive control of a reverse flowreactor[J]. Chemical Engineering Science, 2007, 62: 2154-2167.
- [38] Causa, J., Karer, G., Nunez, A., et al. Hybrid fuzzy predictive control based on genetic algorithms for the temperature control of a batch reactor[J]. Computers and Chemical Engineering, 2008, 32: 3254-3263.
- [39] Dehaan, D., Guay, M. A new real-time perspective on non-linear model predictive control[J]. Journal of Process Control, 2006, 16: 615-624.
- [40] Raffo, G. V., Ortega, M. G., Rubio, F. R. An integral predictive/nonlinear control structure for a quadrotor helicopter[J]. Automatica, 2010, 46(1): 29-39.
- [41] Rau, M., Schroder, D. Model predictive control with nonlinear state space models[C]. IEEE Int. Workshop on Advanced Motion Control, Slovenia, 2002: 136-141.
- [42] 张日东, 王树青, 李平. 一类非线性系统的扩展状态空间预测控制[J]. 控制

- 与决策, 2005, 20(7): 807-810.
- [43] Balchen, J. G., Ljungquist, D., Strand, S. State-space predictive control[J]. Chemical Engineering Science, 1992, 47(4): 787-807.
- [44] Zhang, R. D., et al. An improved model predictive control approach based on extended non-minimal state space formulation[J]. Journal of Process Control, 2011, 21: 1183-1192.
- [45] 李平. 扩展状态空间预测控制[J]. 石油化工高等学校学报, 1996, 9(4): 45-50.
- [46] Lee, J. I., Kouvaritakis, B. Constrained receding horizon predictive control for nonlinear system[J]. Automatica, 2002, 38(12): 2093-2102.
- [47] Abou-Jeyab, R. A., Gupta, Y. P. Constrained multivariable control of a distillation column using a simplified model predictive control algorithm[J]. Journal of Process Control, 2001, 11(5): 509-517.
- [48] 陈增强, 孙明玮, 袁著祉. 具有稳定性的约束预测控制[J]. 系统工程学报, 2000, 15(3): 262-266.
- [49] 杜晓宁, 席裕庚. 约束预测控制的一种快速算法[J]. 上海交通大学学报, 2001, 35(11): 1624-1627.
- [50] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993.
- [51] Lundstrom, P., Lee, J. H., Morari, M. Limitation of Dynamic Matrix Control[J]. Computer and Chemical Engineering, 1995, 19(4): 409-421.
- [52] 戴连奎. 非自衡系统的动态矩阵控制[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(5): 744-746.
- [53] 张政江. 基于阶跃响应的非自衡对象预测控制[J]. 控制与决策, 2001, 16(3): 378-379.
- [54] Lou, H. C., Dai, W. Z. Dynamic Matrix Control for Integrating System Based on One Point Prediction[C]. International Conference on Automation and Logistics, Jinan, 2007: 36-39.
- [55] 邹涛, 刘洪波, 李少远. 锅炉汽包水位非自衡系统的预测控制[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(3): 386-391.
- [56] Zhang, B., Yang, W. M., Zong, H. Y., Wu, Z. Y., Zhang, W. D. A Novel Predictive Control Algorithm and Robust Stability Criteria for Integrating Process[J]. ISA Transactions, 2011, 50: 454-460.
- [57] 张彬, 张奇智, 张卫东. SISO 积分对象预测函数控制算法的鲁棒稳定性条件[J]. 自动化学报, 2006, 32(1): 125-132.
- [58] Santoro, B. F., Odloak, D. Closed-loop Stable Model Predictive Control of

- Integrating Systems with Dead Time[J]. *Journal of Process Control*, 2012, 22(7): 1209-1218.
- [59] Perez, J. M., Odloak, D., Lima, E. L. . Robust MPC with Output Feedback of Integrating Systems[J]. *Journal of Control Science and Engineering*, 2012, 265808(10 pp).
- [60] Meyer, C., Seborg, D. E., Wood, R. K. A comparison of the Smith predictor and conventional feedback control[J]. *Chemical Engineering Science*, 1976, 31(9): 775-778.
- [61] Poorani, V. J., Anand, L. D. V. Comparison of PID controller and Smith predictor controller for heat exchanger[C]. *2013 International Conference on Emerging Trends in Computing, Communication and Nanotechnology*, 2013: 217-221.
- [62] Bobal, V., Kubalcik, M., Dostal, P. Adaptive predictive control of time-delay systems[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2013, 66(2): 165-176.
- [63] Palmor, Z. Stability properties of Smith dead-time compensator controllers[J]. *International Journal of Control*, 1980, 32(6): 937-949.
- [64] Rao, A. S., Rao, V. S. R., Chidambaram, M. Set point weighted modified Smith predictor for integrating and double integrating processes with time delay[J]. *ISA Transactions*, 2007, 46(1): 59-71.
- [65] Karanam, K. C., Sivalingam, S., Ambati, S. R. Modified Smith predictor design for unstable processes with step and periodic disturbances[C]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part I-Journal of Systems and Control Engineering*, 2013, 227(I2): 146-160.
- [66] Tsai, M. H., Tung, P. C. Modified Smith predictor with a robust disturbance reduction scheme for linear systems with small time delays[J]. *Expert Systems*, 2012, 29(4): 394-410.
- [67] Richalet, J. Industrial application of model based predictive control[J]. *Automatica*, 1993, 29(5): 1259-1274.
- [68] Qin, S. J., Badgwell, T. A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11, (7): 733-764.
- [69] Xu, M., Li, S. Y., Cai, W. J. Practical receding-horizon optimization control of the air handling unit in HVAC systems[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2005, 44(8): 2848-2855.
- [70] Lee, K. N., Yeo, Y. K. Predictive PID Tuning Method Based on the Simplified GPC Control Law[J]. *Journal of Chemical Engineering of Japan*, 2009, 42(4):

- 274-280.
- [71] Savran, A. A multivariable predictive fuzzy PID control system[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(5): 2658-2667.
  - [72] Saad, M. S., Jamaluddin, H., Darus, I. Z. M. PID Controller Tuning Using Evolutionary Algorithms[J]. *WSEAS Transactions on Systems and Control*, 2012, 7(4): 139-149.
  - [73] Hultmann Ayala, H. V., dos Santos Coelho, L. Tuning of PID controller based on a multiobjective genetic algorithm applied to a robotic manipulator[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(10): 8968-8974.
  - [74] Slavov, T., Roeva, O. Application of genetic algorithm to tuning a PID controller for glucose concentration control[J]. *WSEAS Transactions on Systems*, 2012, 11(7): 223-233.
  - [75] Ribic, A. I., Matausek, M. R. A dead-time compensating PID controller structure and robust tuning[J]. *Journal of Process Control*, 2012, 22(7): 1340-1349.
  - [76] Maggio, M., Bonvini, M., Leva, A. The PID plus p controller structure and its contextual autotuning[J]. *Journal of Process Control*, 2013, 22(7): 1237-1245.
  - [77] Papadopoulos, K. G., Margaritis, N. I. Optimal automatic tuning of active damping PID regulators[J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(6): 905-915.
  - [78] Ho, W. K., Gan, O. P., Tay, E. B. Performance and gain and phase margins of well-known PID tuning formulas[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1996, 4(4): 473-477.
  - [79] Bequette, B. W. *Process Control: Modeling, Design and Simulation*[M]. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2003.

## 附 录

### 作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

发表的学术论文：

- [1] Ridong Zhang, Sheng Wu, Furong Gao. Improved PI controller based on predictive functional control for liquid level regulation in a coke fractionation tower[J]. Journal of Process Control, 2014, 24(3): 125-132. (SCI, IF=1.805)
- [2] WU Sheng, CUI Yuan-cun, ZHANG Ri-dong. Predictive Control of Integrating Processes Based On A Novel Error Correction Method. (已投Chinese Control Conference 2014)
- [3] WU Sheng, CUI Yuan-cun, ZHANG Ri-dong, LI Ping. A new PID controller design using predictive functional control optimization for chamber pressure in a coke furnace. (已投 Chinese Process Control Conference 2014)
- [4] Ridong Zhang, Sheng Wu, Renquan Lu, Furong Gao. Design of dynamic matrix control based PID for residual oil outlet temperature in a coke furnace. (Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems,已修改, SCI, IF=2.291)
- [5] Ridong Zhang, Sheng Wu, Renquan Lu, Furong Gao. Predictive control optimization based PID control for temperature in an industrial surfactant reactor. (Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems,已修改, SCI, IF=2.291)

撰写的专利：

- [1] 张日东,吴胜,陈霄. 一种非自衡对象的动态矩阵控制方法. (发明专利,已公开)
- [2] 张日东,吴胜. 基于预测函数控制优化的非自衡对象控制方法. (发明专利,已公开)
- [3] 薛安克,吴胜,张日东,赖晓平,刘俊. 预测函数控制优化的废塑料炼油裂解炉炉膛温度控制方法. (发明专利,已公开)
- [4] 薛安克,吴胜,张日东,王俊宏,杨成忠. 预测函数控制优化的废塑料炼油裂解炉炉膛压力控制方法. (发明专利,已公开)

参加的科研项目：

国家自然科学基金项目：基于有限/无限时域优化的扩展非最小化状态空间模型预测研究(61273101).