

# 杭州电子科技大学

## 硕士学位论文

题目：基于预测控制优化的 PI-PD 控制研究

研究生 李海生

专业 控制理论与控制工程

指导教师 张日东 邹洪波

完成日期 2015 年 3 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

**基于预测控制优化的 PI-PD 控制研究**

研 究 生： 李海生

指导教师： 张日东 邹洪波

2015 年 3 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi  
University  
for the Degree of Master**

**Research on a PI-PD Controller  
Optimized by Model Predictive Control**

**Candidate:** Li Hai-sheng

**Supervisors:** Prof. Zhang Ri-dong  
Prof. Zou Hong-bo

March, 2015

# 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

比例-积分-微分(PID)控制器是自动控制中最为经典的一种控制器,由于其结构简单、实现方便以及适应性强等原因,在工业过程控制中一直处于主导地位。然而,对于复杂、不确定以及大时滞的过程,PID 控制器难以满足其性能的要求。与 PID 控制器相比,比例积分-比例微分(PI-PD)控制器能够改善控制性能。但是由于 PI-PD 控制器的参数调节比 PID 控制器的困难,这导致 PI-PD 控制器的应用范围受到了很大的限制。

预测控制(MPC)是一种基于模型的计算机控制算法,在石油化工行业应用广泛。一方面是因为预测控制对模型精度的要求不高。另一方面是因为预测控制拥有优良的跟踪性能以及很强的鲁棒性。然而,使用 MPC 控制的代价远远大于 PID 控制,这导致了 MPC 应用远远不如 PID 控制那么范围广。如果能设计一种新的控制器,不仅带有预测控制的优良性能同时兼顾 PI-PD 控制器结构简单的特点,将更有利生产效率的提高。

本文主要做了两个方面的研究工作:第一个方面是:使用传统的预测控制算法优化 PI-PD 控制器的参数。通过结合传统的预测控制和 PI-PD 控制,得到了一种带有预测控制性能的 PI-PD 控制器。该控制器继承了传统预测控制的优点和 PI-PD 控制器的简单结构特性,并通过对实际工业过程对象的仿真说明了这种新的控制器比传统的 PID 控制器、传统的 PI-PD 控制器更具优越性。第二个方面是:使用扩展状态空间模型预测控制的方法来优化 PI-PD 控制器的参数。通过此种方法优化得到的 PI-PD 控制器的性能将会比基于传统预测控制优化的 PID 方法、PI-PD 方法抗干扰能力更强,动态性能更好。

**关键词:** 模型预测控制(MPC), PI-PD 控制, PID 控制, 扩展状态空间, 先进控制

## ABSTRACT

Proportional-integral-derivative (PID) control is widely applied to various kinds of industrial processes with its simple structure and convenient implementation. However, for processes with complex behavior, uncertainties and large time delay, PID control may not always satisfy the higher requirements. Compared with PID control, proportional-integral-proportional-derivative (PI-PD) control can provide improved control performance but is now used in a limited scope because its controller parameter tuning is a little bit more inconvenient than PID.

Model predictive control (MPC) which is a kind of the advanced control has been intensively studied in the industrial process control. On one hand, the process model does not need to be accurately known; on the other hand, it has a good tracking performance and strong robustness. However, the cost of MPC is much higher than PID control, which results in the fact that MPC strategy is less widely used than PID. If we design a new controller combining the advantage of MPC strategy and the sample structure as PI-PD controller, this can benefit the improvement of the production efficiency.

The thesis is divided into two aspects. The first aspect is using typical model predictive control to optimize the PI-PD controller. Through combining typical MPC algorithm with PI-PD control, the new PI-PD controller inherits the excellent performance of typical MPC and the sample of traditional PI-PD control. The simulation results show that improved closed-loop performance is obtained compared with typical PID control and PI-PD control. The other aspect is that the optimal method is the extended non-minimal state space model predictive control. The control performance is better than PI-PD method which is optimized by typical MPC.

**Keywords:** model predictive control (MPC), PI-PD control, PID control, extended non-minimal state, advanced control

## 目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景.....	1
1.2 课题的国内外研究现状.....	1
1.2.1 PI-PD 控制国内外研究现状.....	1
1.2.2 预测控制国内外研究现状.....	2
1.3 论文的主要内容及安排.....	4
第 2 章 基本的 PI-PD 控制算法和预测控制算法.....	5
2.1 基本的 PI-PD 控制算法.....	5
2.2 典型的 PID 调节方法.....	6
2.2.1 Ziegler-Nichols 整定法.....	6
2.2.2 内模控制整定法.....	6
2.2.3 Robust IMC-PID 方法.....	7
2.3 基本的预测控制算法.....	7
2.3.1 动态矩阵控制算法.....	7
2.3.2 动态矩阵控制系统的参数设计.....	10
2.3.3 预测函数控制 (PFC).....	12
2.3.4 预测函数控制系统的参数设计.....	13
2.4 本章小结.....	14
第 3 章 基于动态矩阵控制控制优化的 PI-PD 控制.....	15
3.1 技术背景.....	15
3.2 动态矩阵控制优化的 PI-PD 控制方法.....	15
3.2.1 动态矩阵控制中预测模型的计算.....	15
3.2.2 性能指标的选取.....	17
3.2.3 基于动态矩阵控制优化的 PI-PD 控制器参数的计算.....	17
3.3 案例：焦化炉出口温度的控制仿真.....	19
3.3.1 工艺流程介绍.....	19
3.3.2 控制目标.....	20
3.3.3 DMC-PIPD 方法与典型方法的比较.....	20
3.4 本章小结.....	25

第 4 章 一种预测函数控制优化的 PI-PD 控制方法.....	26
4.1 技术背景 .....	26
4.2 预测控制优化的 PI-PD 控制方法 .....	26
4.2.1 预测函数控制下预测模型的计算.....	26
4.2.2 参考轨迹的选取.....	27
4.2.3 基于预测函数控制优化的 PI-PD 控制器参数的计算.....	27
4.3 案例：催化裂化过程中原油预热温度控制的仿真.....	28
4.3.1 工艺流程介绍.....	28
4.3.2 控制目标.....	29
4.3.3 PFC-PIPD 方法与传统控制方法的比较 .....	29
4.3 本章小结 .....	33
第 5 章 基于扩展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制.....	34
5.1 研究问题 .....	34
5.2 扩展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制 .....	34
5.2.1 扩展状态空间模型（ENMSS Model） .....	34
5.2.2 基于扩展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制.....	35
5.3 案例研究：稳定塔中稳定汽油蒸汽压的压力控制仿真 .....	37
5.3.1 工艺流程介绍.....	37
5.3.2 控制目标.....	38
5.3.3 ENMSSMPC-PIPD 方法与传统方法的比较.....	39
5.4 本章小结 .....	42
第 6 章 总结与展望.....	43
6.1 论文研究工作总结 .....	43
6.2 展望 .....	43
致谢.....	45
参考文献.....	46
附录.....	51



## 第 1 章 绪论

### 1.1 课题研究背景

现代工业对生产产品的品质要求越来越高, 如何进行安全高效的工业生产, 这个问题已经成为了生产过程中必须研究的问题。先进的工业生产控制策略不仅能使产品高效益的生产还能提高现代企业生产的安全性、减少能源消耗。传统的 PID 控制方式简单、实现方便, 能够能满足一般的工业生产要求, 因此受到了工业界的推崇。但是, 随着工业生产过程规模越来越大、复杂性越来越高, 同时对产品质量和过程输出的波动范围要求越来越苛刻, 特别是对那些与经济效益密切相关的工业生产过程和对安全和操作条件要求极高的化工过程控制, 传统的 PID 控制已经远远不能适应生产要求了。因为基于传统 PID 控制的工业生产过程, 其过程对象的输出波动较大, 难以实现卡边控制。例如, 对于催化裂化过程中反应器中温度控制, 不同的催化剂在不同的温度下反应的深度是不同的。如果能对反应器内的温度进行卡边控制, 不仅反应深度会增加而且产品的质量上会得到很大的提高。另一方面, 对于多变量的生产过程, 这种简单的 PID 控制方法不能实现多变量的控制。PI-PD 控制器虽然在抑制超调等方面优于 PID 控制, 但追究其本质, 它只是一种改进的 PID 控制。

预测控制作为一种先进控制算法, 不仅对模型的精度要求低, 而且还有很强的鲁棒性和优良的跟踪性能。如果能设计一种新的控制器, 不仅带有预测控制的优良性能同时兼顾 PI-PD 控制器结构简单的特点, 将更有利生产效率的提高。

### 1.2 课题的国内外研究现状

#### 1.2.1 PI-PD 控制国内外研究现状

PID 控制器被广泛应用于工业过程控制中。对于时滞  $\tau/T$  小于或者等于 0.6 的工业控制系统, 使用常规的 PID 控制就能获取良好的控制性能。但是对于时滞大于 0.6 ( $\tau/T > 0.6$ ) 的系统, 常规的 PID 控制往往很难取得令人满意的控制效果<sup>[1]</sup>。因为常规的 PID 控制主要适用于无时滞或者时滞相对较小的过程对象<sup>[2-5]</sup>, 对一些大时滞、慢时变的过程对象施加 PID 控制, 控制效果会显得不如人意了。针对常规 PID 控制器的不足, 一些学者对常规的 PID 控制器做了一些改进。

Majhi 和 Atherton<sup>[6]</sup>提出了一种改进的 PID 控制器, 即 PI-PD 控制器, 其具体的结构如图 2.1 所示。在该方法中, PD 控制器被放置在反馈回路中, 其作用是保证开环极点在一个合适的位置<sup>[7]</sup>。PI 控制器被放置在前向通道中, 用来保证

系统的整体性能<sup>[8]</sup>。在该控制器作用下,过程对象的超调量将会比 PID 控制器的更小<sup>[9]</sup>。然而由于 PI-PD 控制器比常规的 PID 控制器多了一个参数,其参数的获取却不是那么容易的一件事情。Tan 提出了一种图形化的方法来计算 PI-PD 控制器的参数<sup>[10]</sup>。但是这种方法有两个不足:第一:要画出基于该 PI-PD 控制器的稳定性边界轨迹,通过选取稳定性边界轨迹上某点对应的参数值来获取相应 PI-PD 控制器的参数。第二:基于此方法计算出来的 PI-PD 控制器的参数值是固定不变的,当系统结构参数发生变化时,该控制器的控制效果必然会受到影响。Tsai<sup>[11]</sup>提出了一种鲁棒 PI-PD 温度控制策略,但是这种控制器却引入了另外一个参数(前向通道比例控制器参数与反馈环比例控制器参数之比)来确定 PI-PD 控制器的参数,这增加了 PI-PD 控制器的计算复杂度。

即使 PI-PD 控制器参数获取的问题得到了解决,该控制器也很难在过程控制中得到推广。因为上述的方法没有突破 PI-PD 控制器本身的局限性,即传统的 PI-PD 控制器不适用于非线性、大时滞以及模型不精确的过程对象。因此很多学者致力于将先进控制和 PI-PD 技术结合在一起,试图利用先进控制策略的一些优点去克服 PI-PD 控制器的这些先天不足。Veerariah 和 Majhi 等学者提出了模糊 PI-PD 控制器的设计方法<sup>[12]</sup>,这种模糊控制器和传统的 PI-PD 控制器虽然有着相似的结构,但是该控制器是基于模糊规则设计的,PI-PD 参数的获得也基于遗传算法(GA)得到。这种控制器对非线性、纯滞后系统非常的适用,但是由于模糊控制规则和隶属函数却完全依照经验设计,遗传算法的计算量大、稳定性差,导致控制器的参数获取在不同规则下不同。Bettou 和 Charef 提出了一种  $PI^{\alpha}$ -PD 控制器的设计方法<sup>[13]</sup>,在这个方法中,使用蚁群算法来优化 PI-PD 的参数,但是,为了得到 PI-PD 的参数,我们必须额外引入一个参数,这增加了计算的复杂度。先进控制算法和 PI-PD 结合而得到的新的 PI-PD 控制器,不仅能弥补 PI-PD 控制器的先天不足,还带有 PI-PD 控制器结构简单的特点<sup>[14]</sup>。

### 1.2.2 预测控制国内外研究现状

预测控制是 20 世纪 70 年代后期出现的一种计算机控制算法<sup>[15]</sup>,属于一种先进控制算法。这种算法对模型精度要求不高<sup>[16-18]</sup>、在处理多变量、时滞和约束问题上显示了无比优越的性能<sup>[19]</sup>,而且跟踪性能好、鲁棒性很强<sup>[20-22]</sup>。我们所说的预测控制,一般指模型预测控制(MPC),其典型的控制方法包括:

- (1)模型启发式预测控制(MPHC):该算法是最早提出的一种预测控制算法,且算法思想基于有限脉冲模型。
- (2)动态矩阵控制(DMC):与 MPHc 的模型不同,该算法的模型是有限阶跃响应模型,且只适用于渐近稳定的线性对象。
- (3)模型算法控制(MAC):和 DMC 算法的适用范围相同,该算法也只适用于

渐近稳定的线性对象。但是该算法是一种基于脉冲响应数据的预测控制算法。

(4)广义预测控制(GPC): 该算法是一种基于传递函数模型的自校正控制算法。

这些算法不需要复杂的建模过程,在反馈校正的基础上采用滚动优化的思想不断求解每个时刻的最优控制输入,并施加到过程对象上即可。由于这些算法非常适合实际工业过程的需求,因此很多公司都推出了这类算法的软件。例如 Honeywell 公司推出了 RMPCT 软件,DMC 公司了 DMC-Plus 软件,Setpoint 公司推出了 SMC-Idcom 软件等等<sup>[23]</sup>。这些软件都在实际的工业控制中为社会创造了极大的价值,同时为企业节约了成本。

实际的工业过程大多数为非线性过程,虽然我们对其进行了近似线性化,但基于线性化模型设计的控制器必然会影响实际系统的控制效果。预测控制如何有效的应用到非线性系统中也是很多学者研究的课题。一类是对非线性系统进行T-S(Takagi-Sugeno)模糊建模,然后在利用预测控制的思想设计控制器。Ding等学者采用T-S模型来描述非线性系统<sup>[24]</sup>,通过考虑系统的稳定性条件,进而提出了基于不变理论集和线性矩阵不等式设计的输出反馈预测控制器。Zhang等学者为了减小扰动对输出的影响,采用T-S 模型描述非线性系统,在结合Off-set free技术基础上,设计出了输出跟踪预测控制器<sup>[25]</sup>。很多学者都用类似的处理方法,同样是在利用T-S模型来描述非线性系统,基于这个非线性系统,进而利用预测控制的思想设计控制器<sup>[26, 27]</sup>。一类是利用神经网络来描述非线性系统,然后利用非线性搜索或者线性化等方法求去控制律。栾秀春等学者提出了基于局部神经网络模型的多模型预测控制<sup>[28]</sup>。李少远等学者提出了一种带有误差校正的神经网络预测控制算法<sup>[29]</sup>。张日东等学者利用非线性激励函数局部线性化,提出了神经网络多步预测方法<sup>[30]</sup>。林茂琼学者提出了预测偏差补偿的多变量预测控制方法<sup>[31]</sup>等等。除了上述两类方法外,还有基于支持向量机<sup>[32-34]</sup>和 Hammerstein等模型<sup>[35-37]</sup>设计的预测控制器等等。但归结到底,这些方法的主要思路为先建立过程对象的非线性模型,然后基于该非线性模型直接设计控制器或者通过利用预测控制方法去设计相应的控制器。

在实际的过程控制中,约束预测控制也是人们研究的热点。执行器的工作范围是有限的,例如阀门收到物理条件的限制,其开度是有限的,在实际过程控制中,预测控制在每一时刻产生的最优输入必须控制在这个开度范围之内,否则优化产生的控制输入将不能正确作用到阀门之上。冯建苗等学者在考虑了减温水阀的开度范围之后提出了串级约束预测控制系统的设计<sup>[38]</sup>。张惜岭等学者提出了基于区间的约束预测控制,在输入输出约束范围内求解最优的输出轨迹<sup>[39]</sup>。鲍荣等学者针对约束开环稳定系统,提出了一种基于黄金分割法的阶梯

式约束预测控制<sup>[40]</sup>。Abou-Jeyab等学者提出了一种能处理输入输出约束的多变量GPC算法<sup>[41]</sup>等等。虽然处理约束的算法很多，但是我们在选择求解方法时一定要考虑求解约束时的快速性，有效性<sup>[42-44]</sup>。

### 1.3 论文的主要内容及安排

本文针对 PI-PD 控制器的先天不足，提出了三种预测控制优化的 PI-PD 控制方法。论文也主要包括两方面：第一个方面为第三章和第四章，主要内容是使用传统的预测控制算法优化 PI-PD 控制器的参数，并通过对工业过程对象的仿真说明了这两种新的 PI-PD 控制器比传统的 PID 控制器、传统的 PI-PD 控制器更具优越性。第二个方面为第五章，主要内容是基于拓展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制。基于此种方法设计出的控制器，其控制性能将会比基于传统预测控制优化的 PID 方法、PI-PD 方法抗干扰能力更强，动态性能更好。

第二章将主要介绍 PI-PD 控制以及两种经典的预测控制算法，并对几种 PI-PD 参数整定方法以及经典的预测控制算法的参数选择原则做简要概述。

第三章的主要内容为利用动态矩阵控制算法的思想去优化 PI-PD 控制器的参数。在本章中，先是说明本章研究方法的技术背景，接着会对动态矩阵控制优化的 PI-PD 方法做一个详尽的介绍，最后结合加热炉出口温度的控制仿真验证本章提出方法的有效性。

第四章的主要内容是利用预测函数控制的思想去优化 PI-PD 控制器的参数。和上一章结构相同，本章也是先说明本章研究方法的技术背景，接着是对本章中的方法做一个详尽的介绍，最后结合原油预热温度控制的仿真验证本章提出方法的可行性。

第五章的主要内容为基于拓展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制，在本章中依旧是先说明研究的技术背景，再对优化过程进行详细的说明，最后通过对稳定塔中稳定汽油蒸汽压的压力控制的仿真研究验证本章方法的优越性。

第六章主要是对论文工作的总结与展望，主要是对本文所做的工作进行总结，并展望了预测控制发展的方向。

## 第2章 基本的 PI-PD 控制算法和预测控制算法

### 2.1 基本的 PI-PD 控制算法

PID控制器是自动控制中最为经典的一种控制器，由于其结构简单、实现方便以及适应性强等原因，在工业过程控制中一直处于主导地位。PID控制器的所有部分均位于闭环系统的前向通道上，不同于PID控制器的结构，PI-PD控制器是一种改进的PID控制，在这种控制策略中，PD控制器首先被放置在反馈环中来抑制超调，而PI控制器被放在控制系统的前向通道了用来保证系统整体的性能，其结构图如图2.1所示：

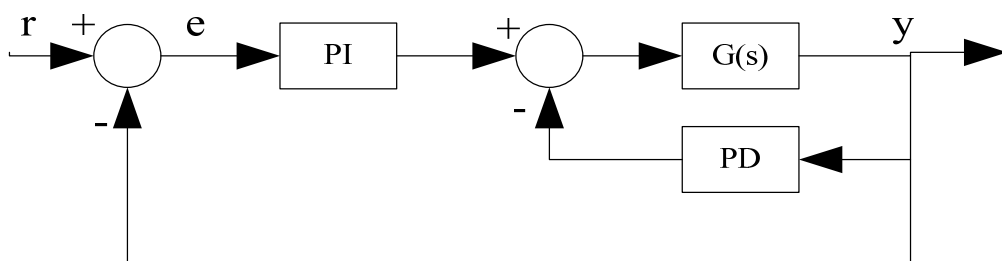


图 2.1 PI-PD 控制器的基本结构

PI控制器和PD控制器的表达式为：

$$G_{PI}(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s}\right) \quad (2.1a)$$

$$G_{PD}(s) = K_f (1 + T_d s) \quad (2.1b)$$

其中， $K_p, T_i, K_f, T_d$  分别为PI-PD控制器的外环比例系数、外环积分时间常数、反馈环的比例系数以及反馈环的微分时间常数。 $G(s)$  是过程模型，一般可以将其抽象成FOPDT(first order plus dead time)模型的形式，过程的输入可以PI控制器和PD控制之和所决定。

虽然 PI-PD 控制器控制效果要比传统的控制效果好很多，然而由于该控制器比传统的 PID 控制器多了一个参数，其参数的获取却不是那么容易的一件事情。Kuei-I 提出了一种基于 PID 调节的 PI-PD 控制器的调节方法，在这个调节方法中，我们必须先要得到 PID 控制器的参数，通过 PID 的控制器的参数，进而得到 PI-PD 控制器的参数<sup>[45]</sup>。

设 PID 控制器表达式为：

$$G_{PID}^*(s) = K_c^* \left(1 + \frac{1}{T_i^* s} + T_d^* s\right) \quad (2.2)$$

PI-PD 控制器可表示为如下形式：



$$G_{PID}(s) = (K_p + K_f) \left[ 1 + \frac{K_p}{K_p + K_f} \frac{1}{T_i s} + \frac{K_f}{K_p + K_f} T_d s \right] \quad (2.3)$$

通过比较式(2.2)和式(2.3)，PI-PD 控制器与 PID 控制器参数之间的关系：

$$K_p = \frac{\beta_1}{1 + \beta_1} K_c^*, K_f = \frac{1}{1 + \beta_1} K_c^*, T_i = \frac{\beta_1}{1 + \beta_1} T_i^*, T_d = (1 + \beta_1) T_d^* \quad (2.4)$$

$$\beta_1 = \frac{K_p}{K_f} \quad (2.5)$$

我们首先确定 PID 控制器的参数，进而通过改变  $\beta_1$  的方式，获得 PI-PD 控制器的参数，此种方法给 PI-PD 控制器参数的调整带来了极大的灵活性。

## 2.2 典型的 PID 调节方法

如果要获得 PI-PD 控制器的参数，我们必须首先获得相应 PID 控制器的参数，接着通过不断调整  $\beta_1$  的值，进而确定符合控制要求的 PI-PD 控制器参数值。因此，非常有必要来介绍 PID 控制器的调节方法。

在 PID 控制器中存在三个参数需要调节的参数：比例系数，积分系数和微分系数。如果我们对过程对象的结构和参数把握不完全或者过程模型不精确的时候，想要找到一组合适的 PID 控制器的参数值却是非常不容易的，因此每年均有学者提出新的 PID 控制器参数整定方法。在本文中，三种典型 PID 控制器参数调节方法将会被介绍，其作用是为后面的对比仿真做铺垫。

### 2.2.1 Ziegler-Nichols 整定法

1942 年，Ziegler 和 Nichols 提出了一种非常著名的 PID 参数工程整定方法，简称 Z-N 法<sup>[46]</sup>。这种方法在阶跃响应的基础上，根据临界稳定性中的增益值建立起来的。如果过程对象的数学模型未知或者不精确的时候，采用 Z-N 方法来整定 PID 控制器的参数是非常方便的，Z-N 法下 PID 控制器的参数如下所示：

表 2.1 Z-N 调整法则

控制器类型	$K_p^*$	$T_i^*$	$T_d^*$
P	$0.5 K_u$	$\infty$	0
PI	$0.45 K_u$	$0.833 P_u$	0
PID	$0.6 K_u$	$0.5 P_u$	$0.125 P_u$

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

### 2.2.2 内模控制整定法

Rivera 等学者基于内模控制的思想，提出了一种基于内模控制优化的 PID 控制技术，简称 IMC-PID 技术<sup>[46]</sup>。该控制技术在假设模型的基础之上，在控制器设计中引入了一个低通滤波器，进而获得了一个具有内模控制性能的 PID 控制器。IMC-PID 的具体参数如下所示：

$$K_p = \frac{(T + 0.5\tau)}{K(\lambda + 0.5\tau)}, T_i = T + 0.5\tau, T_d = \frac{T\tau}{2T + \tau} \quad (2.6)$$

一般取  $\lambda > 0.8\tau$ 。在 IMC-PID 控制器中,  $K, T, \tau$  的值由系统的结构所决定, 只有一个滤波器常数  $\lambda$  是调节参数, 这使得 IMC-PID 控制器参数的在线调整变得十分容易。

### 2.2.3 Robust IMC-PID 方法

Vilanova 提出了一种基于内模控制的鲁棒 PID 控制器的设计方法, 简称 Robust IMC-PID 方法<sup>[47]</sup>。在该方法中, 采用 ISA PID 模型作为控制器, 形式如下:

$$u(s) = K_p \left[ 1 + \frac{1}{sT_i} + \frac{sT_d}{1 + \frac{T_d}{N}s} \right] e(s) \quad (2.7a)$$

$$e(s) = c(s) - y(s) \quad (2.7b)$$

在设计性能指标的时候充分考虑了系统的不确定性, 并利用 min-max 方法求解出 ISA PID 控制器的参数, 如此便得到了带有 IMC 控制和鲁棒控制性能的 PID 控制器, 其参数的形式如下:

$$K_p^* = \frac{T_i^*}{K\tau 2.65}, T_i^* = T + 0.03\tau, \frac{T_d^*}{N^*} = 1.72\tau, N^* + 1 = \frac{T}{T_i^*} \quad (2.8)$$

表中,  $N^*$  为 ISA PID 中微分时间  $T_d$  和闭环时间常数之间的比值。

## 2.3 基本的预测控制算法

预测控制作为一种先进的计算机控制算法, 它的出现对复杂过程对象的优化控制产生了深刻的影响。一方面, 预测控制算法能够在不确定和大时滞环境下进行优化控制。另一方面, 预测控制对模型的精度要求不高, 因此被广泛用于炼油、化工等行业中, 并取得了巨大的经济效益。虽然预测控制算法很多, 但是在实际工业生产中普遍采用的算法却是 DMC 和 PFC 这两种算法。为了更贴近工业应用, 本文优化 PI-PD 控制器参数的方法选择的也是这两种算法。

### 2.3.1 动态矩阵控制算法

DMC 算法是一种基于阶跃响应模型的一种算法, 在每一个采样时刻, 将校正后的预测模型带入到该时刻的性能指标中, 通过对该性能指标求导并令其导数等于零, 便可得到该采样时刻下的最优输入序列的增量形式。取出该最优输入向量的第一项并和上一时刻的最优控制律相加, 才能得到该时采样时刻的最优输入。该算法主要适用于渐近稳定的线性过程对象<sup>[48]</sup>, 对于不稳定的过程对象, 可以先使用 PID 控制使其稳定, 再对稳定的系统施加动态矩阵控制。对于非线性系统, 有两种处理方式: 第一, 采用 Taylor 展开或者 Lyapunov 在平衡点处局部线性化等方法先对其进行线性化, 然后施加动态矩阵控制。第二, 采用

T-S 模型或者神经网络模型等方法描述非线性系统，进而在这些模型的基础上，施加动态矩阵控制。本节将从预测模型、滚动优化与反馈校正这三个方面来介绍动态矩阵控制。

### (1) 预测模型

首先给过程对象施加一个阶跃输入信号，根据实际工况选择一个合理的采样时间  $T_s$ ，便可得到一系列的阶跃响应曲线数据  $a_1, a_2, \dots$ ，选择一个合理的建模时域  $N$  (第  $N$  个阶跃响应数据一定是过程的稳态值)，便可得到过程对象的模型向量  $a$

$$a = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T \quad (2.9)$$

基于式(2.8)中的模型向量  $a$ ，建立被控对象的动态控制矩阵：

$$A = \begin{pmatrix} a_1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_2 & a_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_P & a_{P-1} & \cdots & a_{P-M+1} \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

其中， $A$  是过程对象的  $P \times M$  阶动态控制矩阵， $P$  为动态矩阵控制算法的优化时域， $M$  为动态矩阵控制算法的控制时域， $M < P < N$ 。

$k-1$ 时刻加入控制增量  $\Delta u(k-1)$  后的模型预测值  $y_p(k-1)$ ：

$$y_p(k-1) = y_M(k-1) + A_0 \Delta u(k-1) \quad (2.11a)$$

其中，

$$y_p(k-1) = \begin{bmatrix} y_1(k|k-1) \\ y_1(k+1|k-1) \\ \vdots \\ y_1(k+N-1|k-1) \end{bmatrix}, y_M(k) = \begin{bmatrix} y_0(k|k-1) \\ y_0(k+1|k-1) \\ \vdots \\ y_0(k+N-1|k-1) \end{bmatrix}, A_0 = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_N \end{bmatrix} \quad (2.11b)$$

$y_1(k|k-1), y_1(k+1|k-1), \dots, y_1(k+N-1|k-1)$  分别表示过程对象在  $k-1$  时刻对  $k, k+1, \dots, k+N-1$  时刻加入控制增量  $\Delta u(k-1)$  后的模型预测值， $y_0(k|k-1), y_0(k+1|k-1), \dots, y_0(k+N-1|k-1)$  分别表示  $k-1$  时刻对  $k, k+1, \dots, k+N-1$  时刻的初始预测值， $A_0$  为基于阶跃响应数据的矩阵， $\Delta u(k-1)$  为  $k-1$  时刻的输入控制增量。

$k$  时刻，在  $M$  个连续的控制增量  $\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+M-1)$  作用下过程对象的预测输出值  $y_{PM}(k)$  为：

$$y_{PM}(k) = y_{p0}(k) + A \Delta u_M(k) \quad (2.12a)$$

其中，

$$y_{PM}(k) = \begin{bmatrix} y_M(k+1|k) \\ y_M(k+2|k) \\ \vdots \\ y_M(k+P|k) \end{bmatrix}, y_{p0}(k) = \begin{bmatrix} y_0(k+1|k) \\ y_0(k+2|k) \\ \vdots \\ y_0(k+P|k) \end{bmatrix}, \Delta u_M(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+M-1) \end{bmatrix} \quad (2.12b)$$

$y_M(k+1|k), y_M(k+2|k), \dots, y_M(k+P|k)$  为  $k$  时刻对  $k+1, k+2, \dots, k+P$  时刻的模



型预测输出值， $y_0(k+1|k), y_0(k+2|k-1), \dots, y_0(k+N|k)$  表示  $k$  时刻对  $k+1, k+2, \dots, k+P$  时刻的初始预测值。

## (2) 滚动优化

在动态矩阵控制算法中，每一个时刻都要利用性能指标，计算出最优的输入序列  $\Delta u_M(k)$ ，然后取出  $\Delta u_M(k)$  的第一项，并施加到过程对象中，到下一时刻，再根据新的校正模型和目标函数去计算这个时刻下的最优输入  $\Delta u_M(k+1)$ ，重复整个过程。通过这种滚动优化的思想，来计算整个生产过程中的最优输入。

$k$  时刻的性能指标为：

$$\min J(k) = \| (ref(k) - y_{PM}(k)) \|_Q^2 + \| \Delta u(k) \|_r^2 \quad (2.13a)$$

$$= Q(ref(k) - y_{p0}(k) - A\Delta u(k))^2 + r\Delta u^2(k) \quad (2.13b)$$

$$ref(k) = [ref_1(k), ref_2(k), \dots, ref_p(k)]$$

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

$$Q = diag(q_1, q_2, \dots, q_p) \quad (2.13c)$$

$$r = diag(r_1, r_2, \dots, r_M)$$

其中， $Q$  为误差加权矩阵， $q_1, q_2, \dots, q_p$  为加权矩阵的加权系数； $\beta$  为柔化系数， $c(k)$  为过程对象的设定值； $r$  为控制加权矩阵， $r_1, r_2, \dots, r_M$  为控制加权矩阵的加权系数， $ref(k)$  为系统的参考轨迹， $ref_i(k)$  为参考轨迹中第  $i$  个参考点的值。

结合以上的式子，对性能指标  $J(k)$  求导，并令  $dJ(k)/d\Delta u_M(k) = 0$ ，可得  $k$  时刻最优控制增量  $\Delta u_M(k)$ ：

$$\Delta u_M(k) = (A^T Q A + R)^{-1} A^T Q (w_p(k) - y_{p0}(k)) \quad (2.14)$$

在施加动态矩阵控制算法的过程对象工作之前，虽然  $(A^T Q A + R)^{-1} A^T Q$  可以先离线计算出来，然后作为常向量，存储在工控机内相应开发软件的内存中。但是  $w_p(k) - y_{p0}(k)$  毕竟涉及矩阵的运算，因此该算法的计算量偏大。对于延时比较大的过程，可采用此方法进行控制，对于一些快速随动系统，该方法的效果就不会那么好了。

## (3) 反馈校正

在实际的工业生产中，不确定性和环境干扰无处不在，这些因素会导致预测值和实际输出值之间出现偏差。如果我们不对这个偏差进行校正，那么进一步的优化控制就会建立在虚假的信息之上，这会对生产造成严重的影响。因此在每一个时刻对模型进行反馈校正是非常有必要的。

在  $k+1$  时刻通过传感器或者软测量等方法得到过程对象的实际输出  $y(k+1)$ ，其输出误差  $e(k+1)$  为：

$$e(k+1) = y(k+1) - y_1(k+1|k) \quad (2.15)$$

得到输出误差  $e(k+1)$  以后，采用加权的方式对模型预测输出值进行修正，修正方法为：

$$\hat{y}_{cor}(k+1) = y_P(k) + he(k+1) \quad (2.16a)$$

其中,

$$\hat{y}_{cor}(k+1) = [\hat{y}_{cor}(k+1|k+1), \hat{y}_{cor}(k+2|k+1), \dots, \hat{y}_{cor}(k+N|k+1)]^T \quad (2.16b)$$

$$h = [h_1, h_2, \dots, h_N]^T \quad (2.16c)$$

$h_1, h_2, \dots, h_N$  为校正向量  $h$  中的权系数。

在  $k+1$  时刻由于时间基点发生变动, 预测的时间点变为了  $k+2, k+3, \dots, k+N+1$ , 因此必须要对  $\hat{y}_{cor}(k)$  进行移位, 才能得到  $k+1$  刻的初始预测输出值:

$$y_{P0}(k+1) = S\hat{y}_{cor}(k+1) \quad (2.17a)$$

其中,

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (2.17b)$$

为状态转移矩阵。

### 2.3.2 动态矩阵控制系统的参数设计

在利用动态矩阵控制算法设计系统的时候, 一般我们通过试凑并且结合仿真的方法来确定 DMC 算法的参数值, 但是, 试凑时参数的选择需要基于以下原则:

#### (1) 采样时间 $T_s$ 和模型长度 $N$

在 DMC 算法中,  $T_s$  的选择必须满足香农采样定理, 并取决于过程对象的动态特性, 其值可以从毫秒级到秒级。在对  $T_s$  选择的时候, 一般会考虑模型长度  $N$ , 因为 DMC 算法要求  $t = NT_s$  时刻系统的阶跃响应值应该接近稳态值, 这样选取的模型参数  $a_i (i=1, 2, \dots, N)$  才能包含系统全部的动态信息。一般来讲,  $N$  的取值范围尽量控制在 20~50 之间。从计算机控制的实时性出发, 应选择较大的  $T_s$  和适当较小的  $N$  来减少计算量。从抗干扰性上来讲, 可以适当减小采样时间  $T_s$  并相应的增加模型长度  $N$ 。

#### (2) 优化时域 $P$ 和误差权矩阵 $Q$

优化时域  $P$  表示从  $k$  时刻起要经过未来多少步的输出才能接近期望值, 其值必须大于过程对象的时滞。此外, 对于时滞部分的权系数  $q_i$  可以取为 0。为了保证系统的稳定性, 选择  $P$  和  $Q$  的时候, 必须满足如下条件:

$$\left( \sum_{i=1}^P a_i q_i \right) a_N > 0 \quad (2.18)$$

优化时域  $P$  的大小对过程的稳定性和快速性有很大影响:  $P$  的取值越大,

系统越稳定，但是其快速性将会越来越差。若  $P$  足够小，即  $P=1$  时，可以实现最小拍控制，但是这种选择方式要求预测模型要足够准确。若出现模型失配以及遇到干扰的时候，系统的鲁棒性将会非常差。若果  $P$  的取值很大，虽然能保证系统的稳定性，但是其动态响应将会非常缓慢。因此我们选择  $P$  选择的时候要根据实际过程对象对快速性和稳定性的要求，选择一个合适的优化时域值。

对于误差权矩阵  $Q$  里面的权系数的选择，可取

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

然后根据系统具体的误差和波动情况，对  $q_i$  进行适当的调整。当过程对象的输出误差和波动均较大的时候，可适当调大对应的  $q_i$  值。

### (3) 控制时域 $M$

DMC 算法中的  $M$  代表优化变量的数目。从系统的性能上来讲： $M$  越大，系统的动态性能就越强，但是其鲁棒性和稳定性就越差。从计算量上来讲：由于  $M$  的维数对应  $(A^T Q A + R)$  的维数，因此减少  $M$  将有利于减少计算量。因此在选择  $M$  的时候在兼顾系统性能的同时还要适当考虑系统的计算量。

### (4) 控制权矩阵 $R$

控制权矩阵  $R = \text{diag}(r_1, r_2, \cdots, r_m)$  中， $r_i$  通常取相同的值记为  $r$ ，在取值的时候，我们不应当将重点放在稳定性上，而应该将重点放在减少控制量输入变化的剧烈程度上。在实际选择  $r$  时，可先令  $r=0$ ，若系统稳定而控制量变化太大的时候，可适当增加  $r$  的值。

### (5) 校正权矩阵 $h$

校正权矩阵  $h = [h_1, h_2, \cdots, h_N]$  中各元素  $h_i$  的选择独立于其他的参数设计之外。在 DMC 算法中，它是唯一可调的运算参数。它仅在对象模式失配时起作用，而对系统的动态响应影响不明显。一般  $h_i$  的选择可遵循如下规律

$$\begin{aligned} h_1 &= 1 \\ h_i &= \alpha \\ i &= 2, 3, \cdots, N \\ 0 &< \alpha \leq 1 \end{aligned} \tag{2.19}$$

随着  $\alpha$  的减小，系统的鲁棒性增强但是抗干扰性变差；随着  $\alpha$  的增大，系统的鲁棒性变差但是抗干扰性增强。所以，我们应当根据实际工业过程的需要，来选择一个合适的  $\alpha$  值。

### (6) 柔化系数 $\beta$

为了使跟踪曲线更柔和，我们对参考轨迹的柔化系数  $\beta$  进行设定，一般  $0 \leq \beta < 1$ 。 $\beta$  越大，系统的输出曲线越缓和但是其跟踪速度越慢。

### 2.3.3 预测函数控制 (PFC)

动态矩阵控制算法计算量大, 计算需要的时间长, 故其适用于延时相对较大的过程。对于快速随动的控制对象, 动态矩阵控制算法的控制效果就显得不如人意了。此时, PFC 算法应运而生, 并广泛用于工业机器人、雷达目标跟踪、冶金轧制过程等快速随动系统。近几年, 预测函数控制已经扩展到以热焓为代表的工业过程控制中<sup>[49]</sup>, 例如反应器、加热炉等等。

对于动态矩阵控制算法, 虽然我们能够求出每个采样时刻的最优输入量, 但是, 这些最优输入量没有明确的输入规律。而 PFC 算法则不同, 它将每个时刻的输入看成若干个基函数的线性组合。我们在利用预测控制的思想求解每个时刻的最优输入的时候, 只要求出少量的线性组合系数, 然后再由这些线性组合系数去确定相应的最优控制律即可。由于每一个时刻只需要确定少量的线性组合系数, 因此采用 PFC 算法可以大大减少在线计算量。

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:

$$u(k+i) = \sum_{n=1}^N u_n f_n(i), \quad i=0,1,\dots,P-1 \quad (2.20)$$

其中,  $u_n$  表示第  $n$  个线性组合系数,  $f_n(i)$  为第  $n$  个基函数在  $t=iT_s$  时刻的值。与动态矩阵控制算法一样, 本节将从预测模型、滚动优化与反馈校正这三个方面来介绍 PFC 算法。

#### (1) 预测模型

PFC算法的预测模型可以表示为:

$$y_m(k+i) = F(X(k)) + \sum_{n=1}^N u_n g_n(i) \quad (2.21)$$

其中,  $F(X(k))$  为  $k$  时刻过程对象的模型自由输出值,  $\sum_{n=1}^N u_n g_n(i)$  为  $k$  时刻过程对象的模型函数输出值,  $g_n(t)$  为第  $n$  个基函数  $f_n(t)$  作用下过程对象的响应值。

#### (1) 滚动优化

在预测函数控制算法中, 每一个时刻都要利用性能指标, 计算出最优的线性组合系数  $u_n(n=1,2,\dots,N)$ , 进而确定最优的控制输入  $u(k)$ , 并将这个最优的控制输入  $u(k)$  施加到过程对象中。到下一时刻, 再根据新的校正模型和目标函数去计算该时刻下的线性组合系数, 进而确定下一时刻的最优输入  $u(k+1)$  并重复整个过程。通过这种滚动优化的思想, 来计算整个生产过程中的最优输入。

目标函数  $J(k)$  可取为如下形式:

$$J(k) = \sum_{i=1}^P (ref(k+i) - y_m(k+i) - ess(k))^2 \quad (2.22)$$

其中,

$$ref(k+i) = \beta^i y_p(k) + (1-\beta^i)c(k) \quad (2.23a)$$

$$ess(k) = y_p(k) - y_m(k) \quad (2.23b)$$

其中,  $\beta$  为参考轨迹柔化系数, 其值为  $e^{-T_s/T_r}$ ,  $T_r$  为参考轨迹的时间常数;  $c(k)$  为过程对象在  $k$  时刻的设定值;  $ess(k)$  为过程对象在  $k$  时刻校正的误差值,  $P$  为优化时域。

### (3) 反馈校正

在实际的工业生产中, 环境干扰等因素会导致预测值和实际输出值之间出现偏差, 如果我们不对这个偏差进行校正, 那么进一步的优化控制就会建立在虚假的信息之上, 这会对生产造成严重的影响。因此在每一个时刻对模型进行反馈校正是非常有必要的。在预测函数控制中, 首先利用传感器或者软测量等方式测得某一时刻过程对象的实际输出值, 然后在减去该时刻下的模型输出值, 便可得到该时刻下的两者的偏差。通过此偏差来进行反馈校正, 规则如下:

$$y_m(k) = y_m(k-1) + ess(k) \quad (2.24)$$

## 2.3.4 预测函数控制系统的参数设计

### (1) 基函数的选择

在预测函数控制算法中, 基函数的选择方法决定了控制系统的精度, 对于不同的输入信号, 其基函数选择如下:

当输入信号为阶跃函数时, 基函数选取如下:  $f_1(t) = 1$

当输入信号为斜坡函数时, 基函数选取如下:  $f_1(t) = 1, f_2(t) = t$

当输入信号为指数函数时, 基函数选取如下:  $f_1(t) = 1, f_2(t) = t, f_3(t) = e^{-t/T_s}$

### (2) 采样时间 $T_s$

我们要根据过程对象的动态特征来选择合适的  $T_s$ , 并且  $T_s$  要满足香农采样定理, 其值可以从毫秒级到秒级。适当的减少  $T_s$  的取值, 可以提高系统的稳定性要求较高并且可以加快系统的动态性能。增加  $T_s$  的值, 可以提高系统的鲁棒性。

### (3) 优化时域 $P$

同样的, 与 DMC 算法中的优化时域  $P$  的选取规则类似:  $P$  越大, 系统稳定性越强但响应速度越慢。在实际运用中, 为了保证系统的快速性, 我们通常令控制时域  $M=1$ , 即让系统在未来的第  $P$  个时刻的预测输出值与对应时刻期望轨迹的值相等。

### (4) 柔化系数 $\beta$

一般来说, 柔化系数出现在参考轨迹中, 它的取值范围为  $0 \leq \beta < 1$ 。  $\beta$  越大系统的跟踪性能越差, 但是响应曲线却越平缓。在实际运用中调节  $\beta$  时, 应该根据要求确定动态性能与跟踪速度, 进而选择合适的  $\beta$  值。

## 2.4 本章小结

在本章中首先介绍了 PI-PD 控制算法，进而介绍了 PI-PD 控制器的参数调节方法，由于该控制器参数的调节基于 PID 控制器的参数，因此也介绍了几种与本文有关的典型 PID 参数调节方法；接着从预测模型、滚动优化、反馈校正三个方面介绍了两种典型的预测控制算法以及参数选择的规律，为下面预测控制优化 PI-PD 控制器的说明做铺垫。

## 第3章 基于动态矩阵控制优化的 PI-PD 控制

### 3.1 技术背景

延迟焦化技术被广泛应用于炼油行业<sup>[50-52]</sup>。在延迟焦化过程中，加热炉占有举足轻重的地位，它主要用于加热各种原材料。在安全优化运行的要求下，加热炉出口温度被当成了一种非常重要的指标。如果加热炉出口温度过高，可能会导致原材料被分解；反之，就会导致反应不完全进而影响产品的质量。因此，加热炉的出口温度必须要严格控制。然而，对于加热炉温度的控制却不是一件容易的事情。一方面，有很多因素影响加热炉温度，例如油气温度的波动，进入炉膛的空气流量以及原料的进料流量等等。其中，有很多因素都是随机、不可控的。另一方面，对于加热炉温度的控制是一个大时滞过程，传统的 PID 的控制很难满足控制要求。

本章主要针对 PID 控制器的不足之处，提出了一种基于动态矩阵控制(DMC)优化的加热炉出口温度的 PI-PD 控制方法。该方法通过结合动态矩阵控制和 PI-PD 控制，得到了一种带有动态矩阵控制性能的 PI-PD(DMC-PIPD)控制器。这种新的控制器不仅带有预测控制的优良性能同时兼顾 PI-PD 控制器结构简单的特点。

### 3.2 动态矩阵控制优化的 PI-PD 控制方法

#### 3.2.1 动态矩阵控制中预测模型的计算

大多数的工业过程可以被看成一阶惯性加纯滞后(FOPDT)模型

$$G(s) = \frac{K}{Ts+1} e^{-\tau s} \quad (3.1)$$

参数的解释如下：过程对象的稳态增益用  $K$  表示，过程对象的时间常数用  $T$  表示，过程模型的时间延时用  $\tau$  来表示。

首先，给该过程对象一个阶跃输入信号，并选取好一个采样时间  $T_s$ ，我们可以得到该过程对象的模型向量  $a = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ 。其中， $a_1, a_2, \dots, a_N$  是采样时间下对应的阶跃响应值， $N$  为建模时域。基于该模型向量，建立过程对象的动态控制矩阵：

$$A = \begin{pmatrix} a_1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_2 & a_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_P & a_{P-1} & \cdots & a_{P-M+1} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

其中， $A$  是过程对象的  $P \times M$  阶动态控制矩阵， $P$  为动态矩阵控制算法的优化时

域,  $M$  为动态矩阵控制算法的控制时域,  $M < P < N$ 。

在  $k-1$  时刻加入控制增量  $\Delta u(k-1)$ , 未来时刻的模型预测输出值可以表示为:

$$y_{N1}(k-1) = y_{N0}(k-1) + A_0 \Delta u(k-1) \quad (3.3a)$$

其中,

$$\begin{aligned} y_{N1}(k-1) &= [y_1(k|k-1) \quad y_1(k+1|k-1) \quad \cdots \quad y_1(k+N-1|k-1)]^T \\ y_{N0}(k-1) &= [y_0(k|k-1) \quad y_0(k+1|k-1) \quad \cdots \quad y_0(k+N-1|k-1)]^T \\ A_0 &= [a_1 \quad a_2 \quad \cdots \quad a_N]^T \end{aligned} \quad (3.3b)$$

$y_{N1}(k-1)$  是  $k-1$  时刻在加入了控制增量  $\Delta u(k-1)$  后过程模型的预测输出向量,  $y_{N0}(k-1)$  是  $k-1$  时刻过程模型的初始预测向量,  $k+i|k$  表示  $k$  时刻对  $k+i$  时刻的预测值。

在实际生产过程中, 由于存在模型失配、环境干扰等未知因素, 由式(3.3)给出的预测输出值不可避免的会偏离过程对象的实际输出值。如果不对预测模型进行校正, 那么下一步的滚动优化策略所利用的预测模型是不准确的, 得出的最优控制律也是不精确的。为此, 有必要在每个采样时刻对模型进行反馈校正, 具体的校正方法如下:

$$e(k) = y(k) - y_1(k|k-1) \quad (3.4)$$

$$y_{cor}(k) = y_{N1}(k-1) + h e(k) \quad (3.5)$$

$$h = [1 \quad \alpha \quad \cdots \quad \alpha]^T \quad (3.6a)$$

$$y_{cor}(k) = [y_{cor}(k|k) \quad y_{cor}(k+1|k) \quad \cdots \quad y_{cor}(k+N-1|k)]^T \quad (3.6b)$$

其中,  $e(k)$  为  $k$  时刻过程对象的实际值与模型值之差,  $y(k)$  为  $k$  时刻过程对象的实际输出值;  $y_{cor}(k)$  为  $k$  时刻过程对象校正后的输出预测向量,  $h$  为校正向量,  $\alpha$  为误差校正系数;  $y_{cor}(k|k), y_{cor}(k+1|k), \cdots, y_{cor}(k+N-1|k)$  分别表示过程对象在  $k$  时刻预测模型的修正值。

在  $k$  时刻由于时间基点发生变动, 预测的时间点变为了  $k+1, k+2, \cdots, k+N$ , 因此必须要对  $y_{cor}(k)$  进行移位, 才能得到  $k$  时刻的初始预测输出向量  $y_{N0}(k)$ :

$$y_{N0}(k) = S y_{cor}(k) \quad (3.7)$$

其中,

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$y_{N0}(k)$  为  $k$  时刻的初始预测向量,  $S$  为状态转移矩阵; 在渐进稳定的系统中,  $y_{cor}(k+N|k)$  等于  $y_{cor}(k+N-1|k)$ 。

过程对象在  $M$  个连续的控制增量  $\Delta u(k), \cdots, \Delta u(k+M-1)$  下的预测输出值



$y_{PM}$  为

$$y_{PM}(k) = y_{p0}(k) + A\Delta u_M(k) \quad (3.9a)$$

其中,

$$y_{PM}(k) = \begin{bmatrix} y_M(k+1|k) \\ y_M(k+2|k) \\ \vdots \\ y_M(k+P|k) \end{bmatrix}, y_{p0}(k) = \begin{bmatrix} y_0(k+1|k) \\ y_0(k+2|k) \\ \vdots \\ y_0(k+P|k) \end{bmatrix}, \Delta u_M(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+M-1) \end{bmatrix} \quad (3.9b)$$

$y_M(k+1|k), y_M(k+2|k), \dots, y_M(k+P|k)$  为  $k$  时刻对  $k+1, k+2, \dots, k+P$  时刻的模型预测输出值,  $y_0(k+1|k), y_0(k+2|k-1), \dots, y_0(k+N|k)$  表示  $k$  时刻对  $k+1, k+2, \dots, k+P$  时刻的初始预测值。

### 3.2.2 性能指标的选取

选取过程对象的控制时域  $M=1$ , 以及目标函数  $J(k)$ :

$$J(k) = \| (ref(k) - y_{PM}(k)) \|_Q^2 + \| \Delta u(k) \|_r^2 \quad (3.10a)$$

$$= Q(ref(k) - y_{p0}(k) - A\Delta u(k))^2 + r\Delta u^2(k)$$

$$ref(k) = [ref_1(k), ref_2(k), \dots, ref_p(k)]^T \quad (3.10b)$$

$$Q = diag(q_1, q_2, \dots, q_p)$$

$$r = diag(r_1, r_2, \dots, r_M) \quad (3.10c)$$

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

其中,  $Q$  为误差加权矩阵,  $q_1, q_2, \dots, q_p$  为误差加权矩阵的权系数;  $\beta$  为柔化系数,  $c(k)$  为过程对象的设定值;  $r$  为控制加权矩阵,  $r_1, r_2, \dots, r_M$  为控制加权矩阵的加权系数,  $ref(k)$  为系统的参考轨迹,  $ref_i(k)$  为参考轨迹中第  $i$  个参考点的值。

### 3.2.3 基于动态矩阵控制优化的 PI-PD 控制器参数的计算

将控制量  $u(k)$  进行变换, 可得

$$u(k) = u(k-1) + K_p(k)(e_s(k) - e_s(k-1)) + K_i(k)e_s(k) - K_f(k)(y(k) - y(k-1)) - K_d(k)(y(k) - 2y(k-1) + y(k-2)) \quad (3.11a)$$

$$= u(k-1) + K_p(k)(e_s(k) - e_s(k-1)) + K_i(k)e_s(k) - K_f(k)(y(k) - y(k-1))$$

$$- K_d(k)(y(k) - y(k-1)) + K_d(k)(y(k-1) - y(k-2))$$

$$e_s(k) = c(k) - y(k) \quad (3.11b)$$

将式(3.11a)转换成向量的形式, 可得

$$u(k) = u(k-1) + [K_p(k) + K_i(k), -K_p(k), -K_f(k) - K_d(k), K_d(k)]^* \begin{bmatrix} e_s(k) \\ e_s(k-1) \\ y(k) - y(k-1) \\ y(k-1) - y(k-2) \end{bmatrix}$$

$$= u(k-1) + w(k)E(k) \quad (3.12a)$$

其中，

$$\begin{aligned}
 w(k) &= [w_1(k), w_2(k), w_3(k), w_4(k)] \\
 E(k) &= [E_1(k), E_2(k), E_3(k), E_4(k)]^T \\
 w_1(k) &= K_p(k) + K_i(k) \\
 w_2(k) &= -K_p(k) \\
 w_3(k) &= -K_f(k) - K_d(k) \\
 w_4(k) &= K_d(k) \\
 E_1(k) &= e_s(k) \\
 E_2(k) &= e_s(k-1) \\
 E_3(k) &= y(k) - y(k-1) \\
 E_4(k) &= y(k-1) - y(k-2)
 \end{aligned} \tag{3.12b}$$

$K_p(k)$ 、 $K_i(k)$ 、 $K_f(k)$ 、 $K_d(k)$  分别为  $k$  时刻 PI-PD 控制器前向通道中的比例系数、前向通道中的积分系数、反馈环中的比例系数、反馈环中的微分系数， $e_s(k)$  为  $k$  时刻参考轨迹值与实际输出值之间的误差， $T$  为矩阵的转置符号， $w(k)$  为一行四列矩阵。

将式(3.12a)和(3.12b)代入到 (3.10a) 中的目标函数，对目标函数求导并令  $dJ(k)/dw(k) = 0$ ，可得：

$$w(k) = \frac{(ref(k) - y_{p0}(k))^T QAE}{(A^T QA + r)E^T E} \tag{3.13}$$

当过程对象的实际输出值接近稳态的时候， $E(k)^T E(k)$  趋向于 0， $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  会趋向于无穷，这在实际控制器参数的设置中是不可能实现的。为了防止此种情况的出现，我们定义了一个最大允许误差  $\delta$ ，如果  $e(k)$  小于或者等于最大容许误差的时候，系统就认为达到了稳定状态。此时， $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  的值将不再发生改变。 $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  的值取法如下：

如果  $|e(k)| \leq \delta$

$$\begin{cases} K_p(k) = K_p(k-1) \\ K_i(k) = K_i(k-1) \\ K_f(k) = K_f(k-1) \\ K_d(k) = K_d(k-1) \end{cases} \tag{3.14}$$

如果  $|e(k)| > \delta$

$$\begin{cases} K_p(k) = w_1(k) + w_2(k) \\ K_i(k) = -w_2(k) \\ K_f(k) = -w_3(k) - w_4(k) \\ K_d(k) = w_4(k) \end{cases} \tag{3.15}$$

在得到的 PI-PD 控制器的参数  $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  后，便可通过

(3.11a)计算出 $k$ 时刻的最优控制量 $u(k)$ ，并施加给过程对象。在下一时刻，又可以按照上述过程求解下一时刻的控制量 $u(k+1)$ ，并依此循环。

### 3.3 案例：焦化炉出口温度的控制仿真

#### 3.3.1 工艺流程介绍

焦化装置是一种将残油转化为轻质油的装置，在石油炼化过程中占有举足轻重的地位，其结构如图 3.1 所示。由于三个焦化炉(F101/1,2,3)所起的作用完全相同，只是在工作时间和对应的焦化塔上有些不同，因此可以把加热炉(F101/3)作为例子来讲述该焦化装置的工作流程。

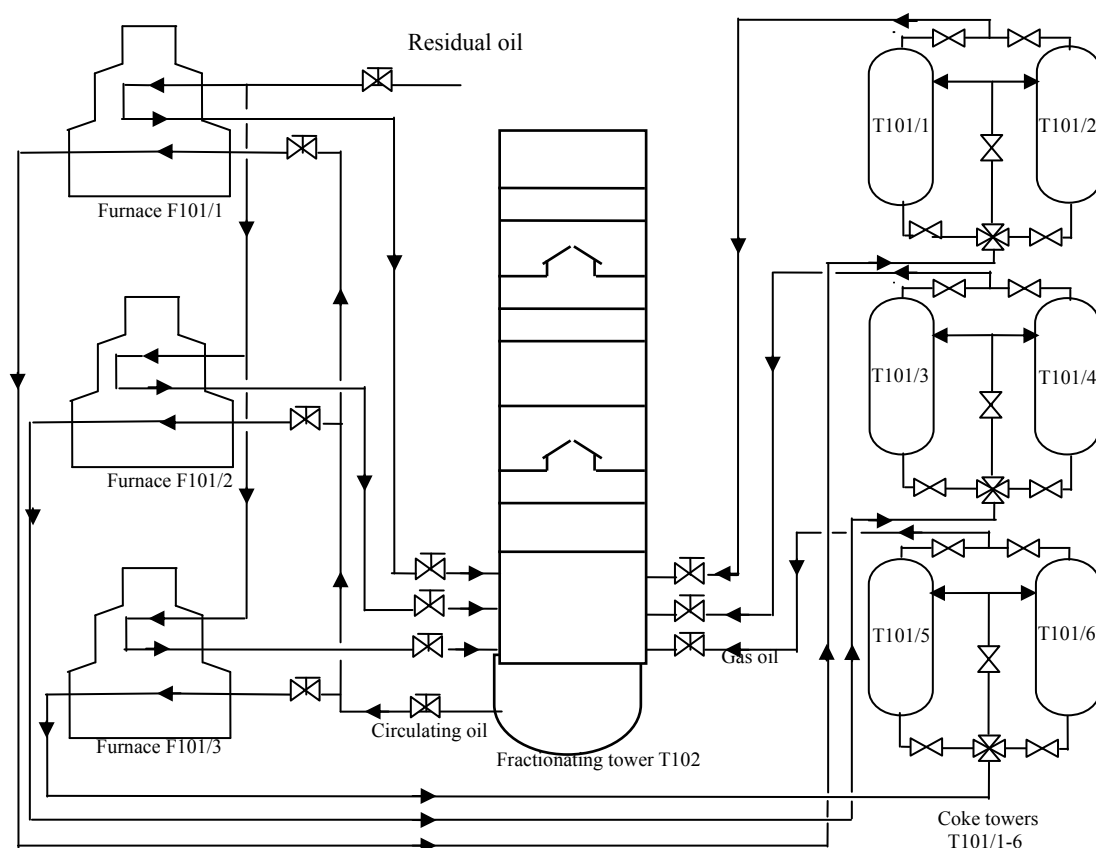


图 3.1 焦化过程的工艺流程图

原料油在进入焦化装置时被分成两个支路，分别流入到加热炉(F101/3)中的对流室中预热至 330 度。预热完成后，两个支路上的原油合成一个支路并被送至分馏塔(T102)的底部。在分馏塔(T102)中，原油与来自焦化塔(T101/5,6)中的油气接触并传热传质，此时原料中轻烃组分蒸发，上升至精馏段进行分离。重组分油流入焦化塔底部。在加热炉辐射进料泵(102/1,2,3)的作用下，重组分油被分成两个分支并被送至加热炉(F101/3)的对流室中迅速被加热到 495 度，之后被送至焦化塔(T101/5,6)进行裂解反应<sup>[48]</sup>。

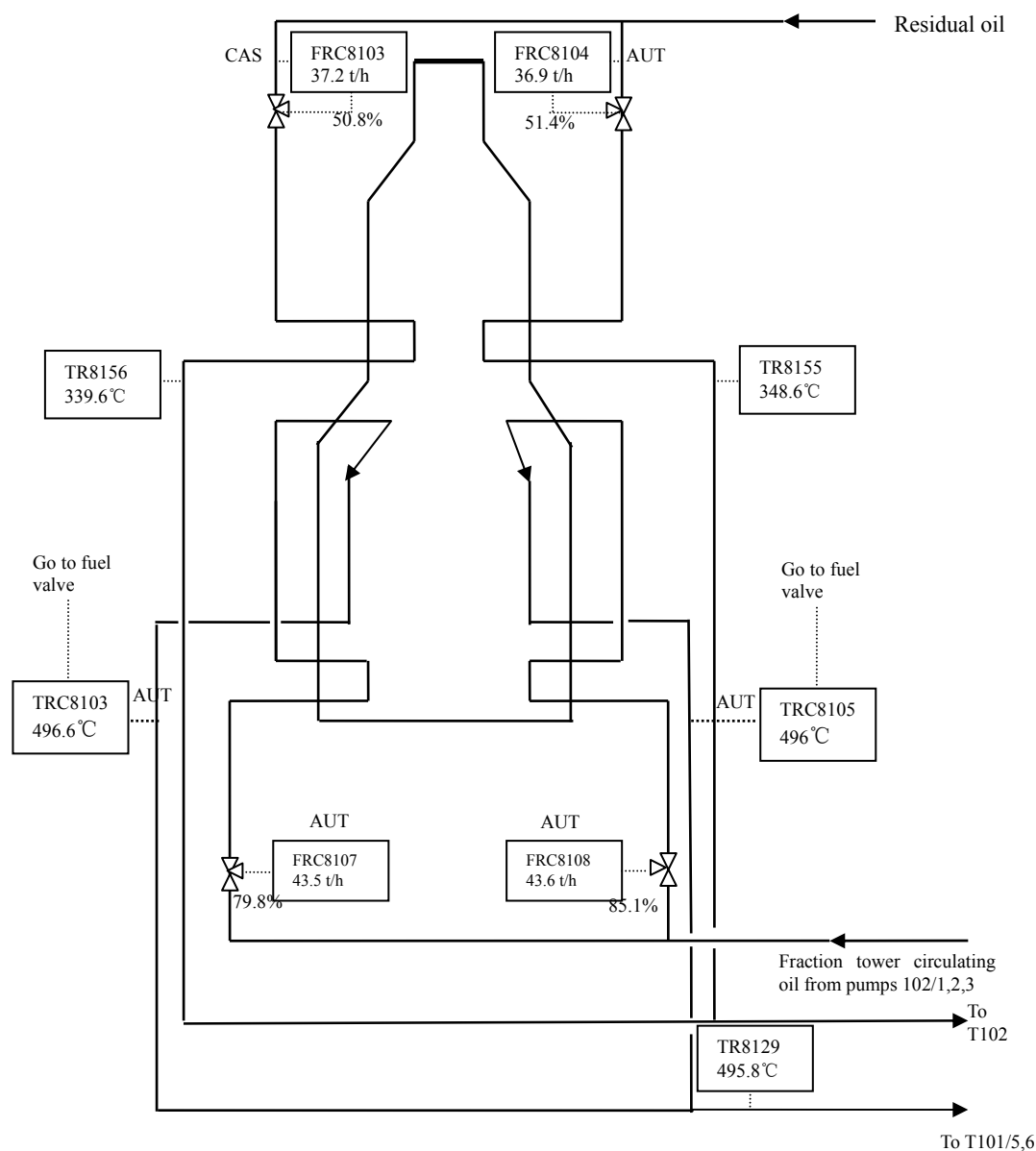


图3.2 焦化炉(F101/3)的内部流向图

### 3.3.2 控制目标

从图 3.2 中可以看出原油经过加热炉(F101/3)后有两个出口，即 TRC8103 出口和 TRC8105 出口。以 TRC8103 出口为例，本章方法的主要目标是使加热炉 TRC8103 出口温度严格的跟踪设定值。加热炉出口温度的设定值主要由实际工况决定并且一定要满足后续的工艺需求，操纵变量为加热炉燃料的供应体积。

### 3.3.3 DMC-PIPD 方法与典型方法的比较

焦化炉出口温度的 FOPDT 模型可以概略地建为：

$$G(s) = \frac{1}{500s + 1} e^{-350s} \quad (3.16)$$

我们选择 Z-N-PID 方法, IMC-PID 方法, Robust IMC-PID 方法、Z-N-PIPD 方法, IMC-PIPD 方法来与本章所提出的 DMC-PIPD 方法作对比, 用来验证 DMC-PIPD 方法的性能。

仿真测试的一些必要参数如下: 在整个过程中设定值均为 1; 在  $k = 220$  的时刻, 一个幅值为-0.1 的持续输出干扰作用于该过程对象; 最大允许误差设定为  $10^{-4}$ , 这意味着如果加热炉出口温度的实际值与设定值之间的绝对误差小于或者等于  $10^{-4}$  的时候, PI-PD 控制器的参数将不会发生改变。DMC-PIPD、Z-N-PID、IMC-PID、Robust IMC-PID、Z-N-PIPD、IMC-PIPD 的参数如表 3.1 所示。

表 3.1 PID 以及 PI-PD 方法参数表

Parameters	Z-N	IMC-PID	Robust IMC-PID
$K_p^*$	1.6572	1.2054	0.5504
$T_i^*$	600	675	510.5
$T_d^*$	150	129.6296	-12.3831
$\lambda$	\	385	\
$N^*$	\	\	-0.0257
Parameters	DMC-PIPD		
$P$	12		
$M$	1		
$Q$	diag(0,0,0,0,0,0,0,1,1,1,1,1)		
$r$	0.1		
$N$	80		
$\alpha$	1		
$\beta$	0.8		
Parameters	Traditional PI-PD		
$\beta_1$	5.5		
$T_s$	50s		

图 3.3 中显示出了 DMC-PIPD 方法与典型 PID 方法的比较结果。从图中可

以发现, 尽管每一种方法都能到达设定值, 但是性能上却相差很大。Z-N-PID 方法控制下的系统响应曲线振荡的太剧烈, 在这些方法中它的超调也是最大的一个。IMC-PID 方法的动态性能要比 Z-N-PID 的方法好一些, 但是其输出仍然有振荡。Robust IMC-PID 方法控制下系统的响应曲线虽然没有超调和振荡, 但是其抵抗输出干扰的能力是所有方法中最弱的一个。相比较之下, DMC-PIPD 方法控制下的系统响应曲线不仅没有超调和振荡, 而且要比 Z-N-PID 和 IMC-PID 方法下的响应曲线平滑、比 Robust IMC-PID 的抗干扰性更好。因此, 与典型 PID 方法的比较中能够看到, DMC-PIPD 方法的整体性能是最好的。

图 3.4 中显示出了 DMC-PIPD 方法与典型 PI-PD 方法的比较结果。Z-N-PIPD 方法控制下的系统响应曲线不仅振荡剧烈而且超调最大。IMC-PIPD 方法下系统输出响应曲线的振荡幅度要比 Z-N-PIPD 方法的小很多, 但是仍然有振荡。相比较之下, DMC-PIPD 方法控制下的系统响应曲线不仅没有超调和振荡, 而且要比 Z-N-PIPD 和 IMC-PIPD 方法下的响应曲线平滑。因此, 通过 DMC-PIPD 与典型 PI-PD 方法的比较中能够看到, DMC-PIPD 方法的整体性能是最好的。

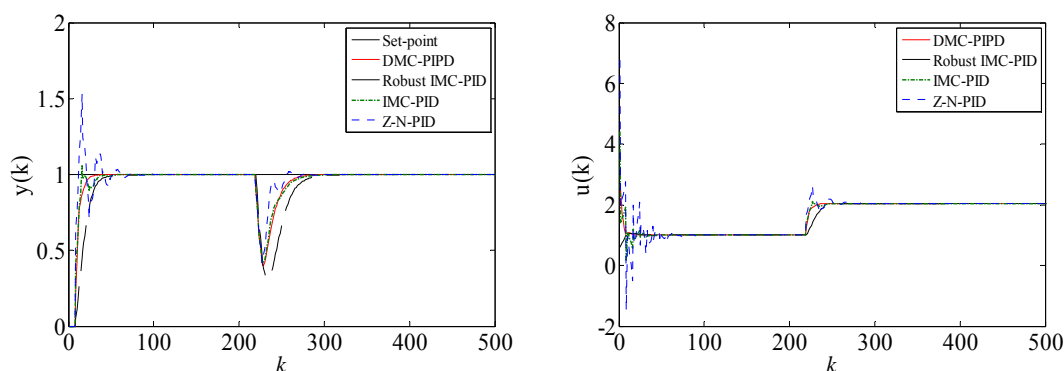


图 3.3 模型匹配下 DMC-PIPD、Robust IMC-PID、IMC-PID、Z-N-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

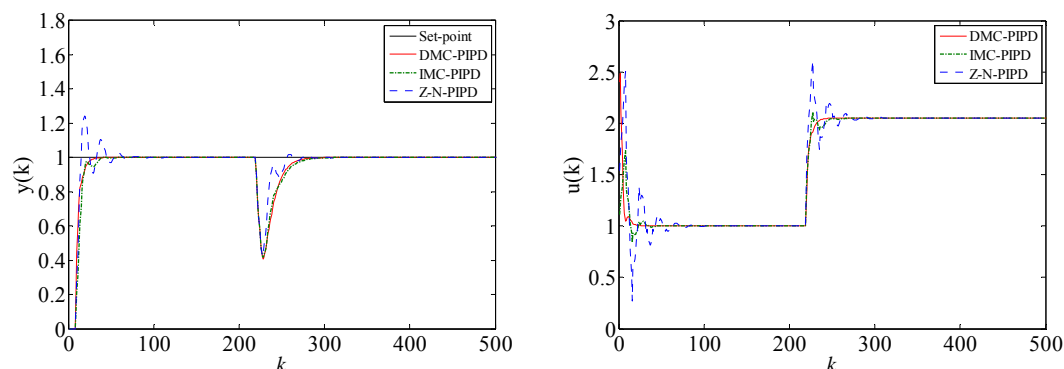


图 3.4 模型匹配下 DMC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

在实际生产过程中, 我们通常依照采集到的数据进行建模, 然而这些数据只能描述系统的大部分特征, 基于这些数据所建立的模型也难免和实际模型有出入, 即使是建模完全精确, 随着设备的运行, 其内部结构也难免发生变化,

这些因素导致了模型失配。控制器的设计是基于建模模型的，投入到实际过程中，难免会和理想的情况有些出入。因此，在失配情况下比较各种控制器的性能是十分有必要的。在本章，我们采用蒙特卡洛方法来获取系统的失配参数。对于加热炉的出口温度模型，我们假设  $K=1, T=500, \tau=350$  的最大失配程度为  $\pm 30\%$ ，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  $K=1.26, T=449, \tau=383$ 。

与这三组模型失配的情况相对应，图 3.5、图 3.6、图 3.7 分别显示了本章提出的 DMC-PIPD 和典型 PID 方法的比较结果。图 3.5 和图 3.6 分别对应第一组和第二组的情况下 DMC-PIPD 和典型的 PID 的比较结果。从图中可以看出，Z-N-PID 方法依旧振荡较大，IMC-PID 方法虽然比 Z-N-PID 方法的性能要好，但是还存在轻微的振荡。Robust IMC-PID 方法虽然没有超调和振荡，但是其抗输出干扰的能力却是最差的，这种差的抗干扰能力在实际生产中可能难以被接受。DMC-PIPD 方法的整体性能是最好的，尽管他的超调比 Robust IMC-PID 方法的超调要大的多。在第三组失配情况下，这四种方法均出现了较大的超调。尽管 Robust IMC-PID 方法的超调最小，但是它的动态性能和抗干扰能力却比 DMC-PID 方法差的多。因此，在这些对比方法中，DMC-PIPD 的方法仍然是最好的方法。

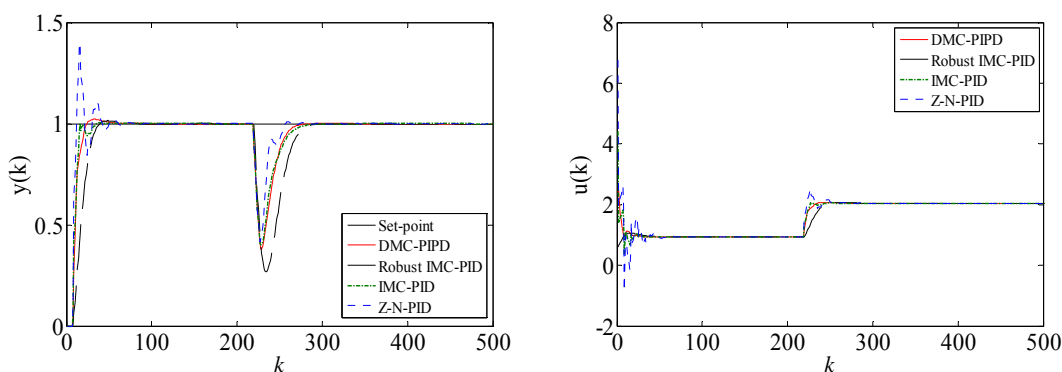


图 3.5 第一组失配情况时 DMC-PIPD, Robust IMC-PID、IMC-PID、Z-N-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

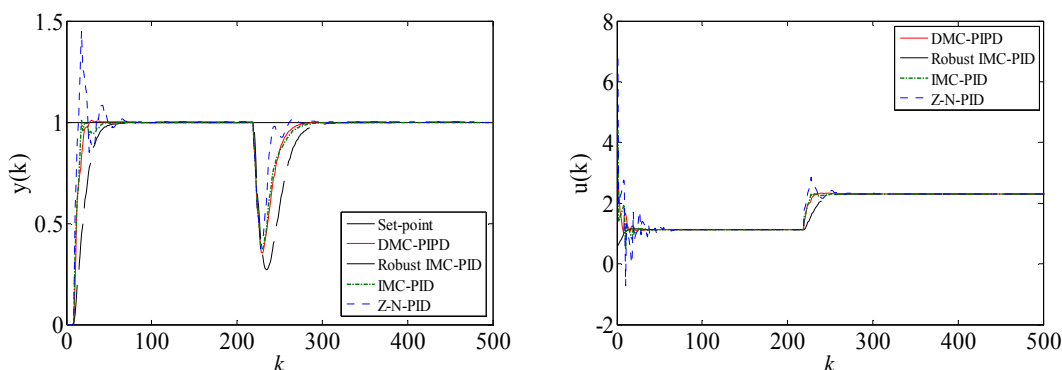


图 3.6 第二组失配情况时 DMC-PIPD, Robust IMC-PID、IMC-PID、Z-N-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

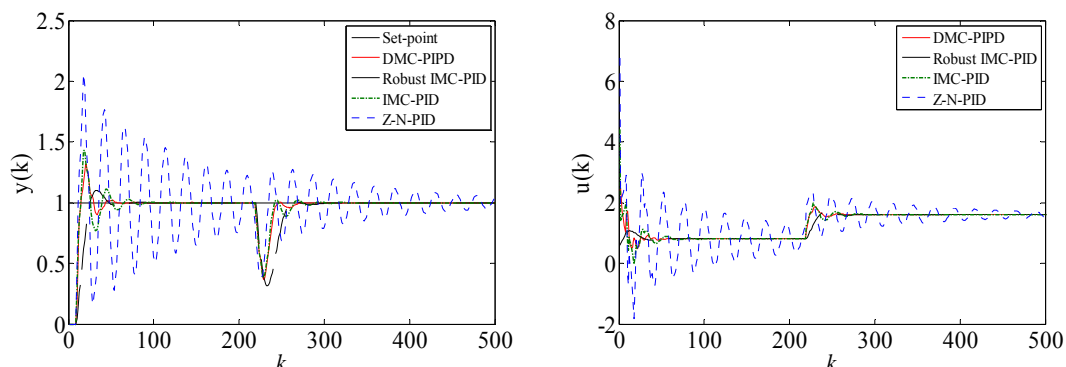


图 3.7 第三组失配情况时 DMC-PIPD, Robust IMC-PID、IMC-PID、Z-N-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

图 3.8、图 3.9、图 3.10 分别显示了本章提出的 DMC-PIPD 和典型 PIPD 方法的比较结果。从图中可以看出，Z-N-PIPD 方法依旧振荡较大，IMC-PIPD 控制下系统的超调和振荡幅度要比 Z-N-PIPD 方法的小的多。尽管 DMC-PIPD 方法出现了小的超调，但是它的整体性能是三者中最好的。

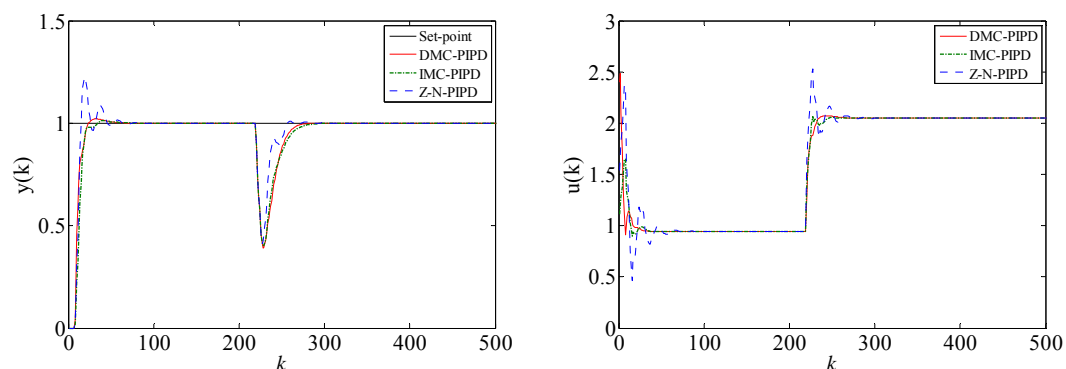


图 3.8 第一组失配情况下 DMC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 的闭环响应曲线

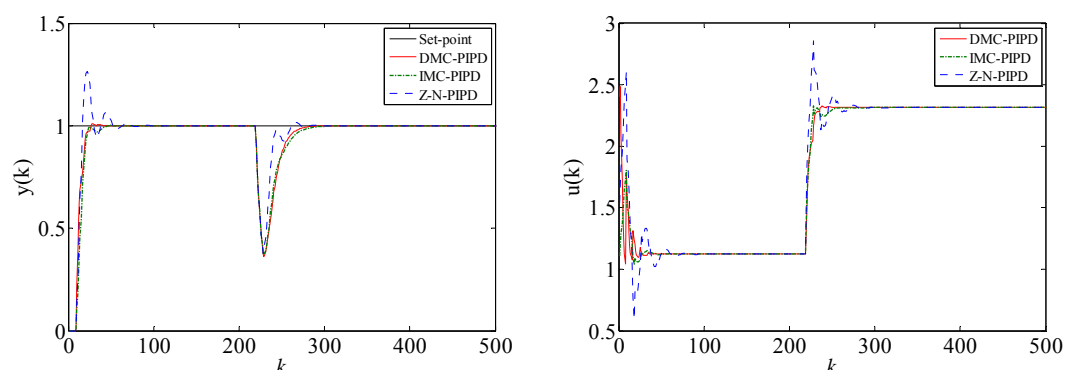


图 3.9 第二组失配情况下 DMC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 的闭环响应曲线



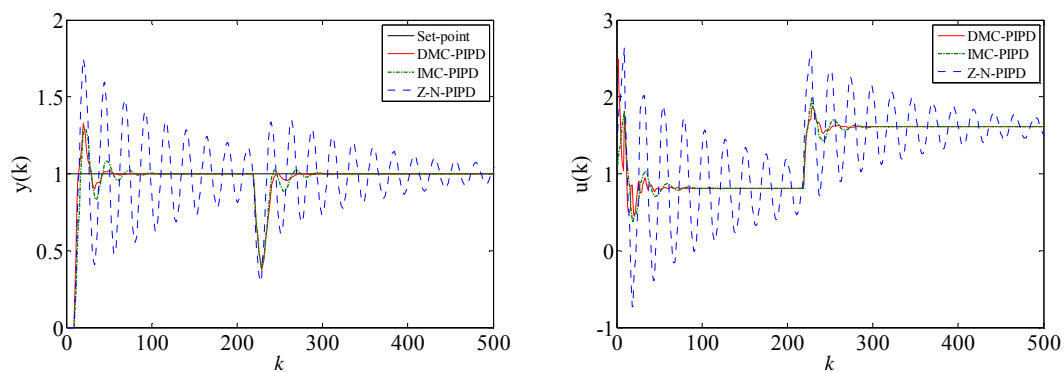


图 3.10 第三组失配情况下 DMC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 的闭环响应曲线

### 3.4 本章小结

本章提出了一种动态矩阵控制优化 PI-PD 的控制方法，该方法结合了动态矩阵控制算法的优良性能并且保留了 PI-PD 控制器的结构简单、易于实现的特点。通过与各种典型 PID 控制以及 PI-PD 控制调节方法在加热炉出口温度模型上的仿真对比中，也进一步验证了本章方法的优良性能。

## 第 4 章 一种预测函数控制优化的 PI-PD 控制方法

### 4.1 技术背景

在流化催化裂化过程中，原油的预热温度是一个非常重要的变量，并且影响着热平衡和反应的深度。因此，我们必须对它进行精确的控制。传统的 PID 控制只适用于小时滞或者无时滞的控制系统，而原油预热温度的动态过程是一个大时滞、不确定的过程。因此传统的 PID 控制难以进行精确控制。

本章主要针对现有 PID 控制器的不足之处，提供一种预测函数控制(PFC)优化原油预热温度的 PI-PD 控制方法。该方法通过结合预测函数控制和 PI-PD 控制，得到了一种带有预测函数控制性能的 PI-PD(PFC-PIPD)控制器，并通过对稳定塔中稳定汽油蒸汽压的压力控制仿真说明本章方法的优越性。

### 4.2 预测控制优化的 PI-PD 控制方法

#### 4.2.1 预测函数控制下预测模型的计算

尽管大多数的工业过程存在非线性和不确定，但是其过程的主要特性可以被一阶惯性加纯滞后(FOPDT)模型所获取，因此本章中的 PFC-PIPD 方法可以基于此 FOPDT 模型而设计。FOPDT 模型如下所示：

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

参数的解释如下：过程对象的稳态增益用  $K$  表示，过程对象的时间常数用  $T$  表示，过程模型的时间延时用  $\tau$  来表示。

根据实际操作条件，选择一个合适的采样时间  $T_s$ ，式 (4.1) 中的 FOPDT 模型可以转化为差分方程的形式：

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

其中， $y_m(k)$  是过程对象在  $k$  时刻的模型输出值， $a_m = e^{-T_s/T}$ ， $u(k-1-L)$  是过程对象在  $k-1-L$  时刻的控制输入， $L$  是过程对象的时滞且  $L = \tau/T_s$ 。

由于式(4.2)中存在时滞，因此我们需要利用史密斯估计来补偿因时滞产生的输入滞后问题。根据史密斯估计，计算  $k$  时刻过程对象无时滞模型的输出值为：

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

其中， $y_{mav}(k)$  是  $k$  时刻过程对象无时滞模型的输出值。

选择控制时域  $M=1$ ， $P$  步后无时滞模型的预测输出值  $y_{mav}(k+P)$  可以通过迭代的方式求得：

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

其中,  $y_{mav}(k+P)$  为过程对象的无时滞模型在  $k$  时刻对  $k+P$  时刻的预测输出值,  $P$  为预测时域。

修正后过程模型的输出值可以被表示为:

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

其中,  $y_{pav}(k)$  为  $k$  时刻修正后过程模型的输出值,  $y_p(k)$  是  $k$  时刻过程模型的实际输出值。

#### 4.2.2 参考轨迹的选取

参考轨迹  $y_r(k+P)$  和目标函数的选取如下所示:

$$\begin{aligned} y_r(k+P) &= \beta^P y_p(k) + (1-\beta^P)c(k) \\ J &= \min(y_r(k+P) - y_{mav}(k+P) - e_1(k))^2 \\ e_1(k) &= y_{pav}(k) - y_{mav}(k) \end{aligned} \quad (4.6)$$

其中,  $\beta$  是参考轨迹的柔化系数且  $\beta=e^{-T_r/T_s}$ ,  $T_r$  是参考轨迹的时间常数,  $c(k)$  是  $k$  时刻系统的设定值,  $e_1(k)$  是  $k$  时刻修正后的过程模型的输出值与无时滞模型输出之差。

#### 4.2.3 基于预测函数控制优化的 PI-PD 控制器参数的计算

在本章中, 被优化的 PI-PD 控制器选为增量式形式, 如下所示:

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + K_p(k)(e(k) - e(k-1)) + K_i(k)e(k) - K_f(k)(y(k) - y(k-1)) \\ &\quad - K_d(k)(y(k) - 2y(k-1) + y(k-2)) \\ &= u(k-1) + K_p(k)(e(k) - e(k-1)) + K_i(k)e(k) - K_f(k)(y(k) - y(k-1)) \\ &\quad - K_d(k)(y(k) - y(k-1)) + K_d(k)(y(k-1) - y(k-2)) \end{aligned} \quad (4.7a)$$

$$e(k) = c(k) - y(k) \quad (4.7b)$$

$K_p(k)$ 、 $K_i(k)$ 、 $K_f(k)$ 、 $K_d(k)$  分别为  $k$  时刻 PI-PD 控制器前向通道的比例系数、前向通道的积分系数、反馈环的比例系数、反馈环的微分系数,  $e(k)$  为  $k$  时刻参考轨迹值与实际输出值之间的误差,  $T$  为矩阵的转置符号。为了计算的方便, 式(4.7a)可以转化为矩阵的形式, 其形式如下:

$$u(k) = u(k-1) + w(k)^T E(k) \quad (4.8a)$$

其中,

$$\begin{aligned} w(k) &= [w_1(k), w_2(k), w_3(k), w_4(k)]^T \\ E(k) &= [E_1(k), E_2(k), E_3(k), E_4(k)]^T \\ w_1(k) &= K_p(k) + K_i(k) \\ w_2(k) &= -K_p(k) \\ w_3(k) &= -K_f(k) - K_d(k) \\ w_4(k) &= K_d(k) \end{aligned} \quad (4.8b)$$

$$\begin{aligned}
 E_1(k) &= e(k) \\
 E_2(k) &= e(k-1) \\
 E_3(k) &= y(k) - y(k-1) \\
 E_4(k) &= y(k-1) - y(k-2)
 \end{aligned} \tag{4.8c}$$

结合式(4.3)~(4.8c)，对目标函数  $J$  求导，并令其导数等于 0，可得最优控制律为：

$$w(k) = \frac{(y_r(k+P) - y_m(k))E(k)}{K_m(1 - \alpha_m^P)E(k)^T E(k)} \tag{4.9}$$

其中

$$y_m(k) = \alpha_m^P y_{mav}(k) + K_m(1 - \alpha_m^P)u(k-1) \tag{4.10}$$

我们定义一个最大允许误差  $\delta$ ，当  $e(k)$  小于或等于最大允许误差  $\delta$  时，我们就认为系统已经达到稳定并且  $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  的值将不会发生改变。具体过程可由公式描述：

如果  $|e(k)| \leq \delta$

$$\begin{cases}
 K_p(k) = K_p(k-1) \\
 K_i(k) = K_i(k-1) \\
 K_f(k) = K_f(k-1) \\
 K_d(k) = K_d(k-1)
 \end{cases} \tag{4.11}$$

如果  $|e(k)| > \delta$

$$\begin{cases}
 K_p(k) = w_1(k) + w_2(k) \\
 K_i(k) = -w_2(k) \\
 K_f(k) = -w_3(k) - w_4(k) \\
 K_d(k) = w_4(k)
 \end{cases} \tag{4.12}$$

在得到的 PI-PD 控制器的参数  $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  后，便可通过 (4.7a) 计算出  $k$  时刻的最优控制量  $u(k)$ ，并施加给过程对象。在下一时刻，又可以按照上述过程求解下一时刻的控制量  $u(k+1)$ ，并依此循环。

### 4.3 案例：催化裂化过程中原油预热温度控制的仿真

#### 4.3.1 工艺流程介绍

简易的催化裂化装置由一个加热炉，一个提升管，一个沉降器，一个再生器和一个分馏塔组成。原油预热温度系统的结构图如图 4.1 所示

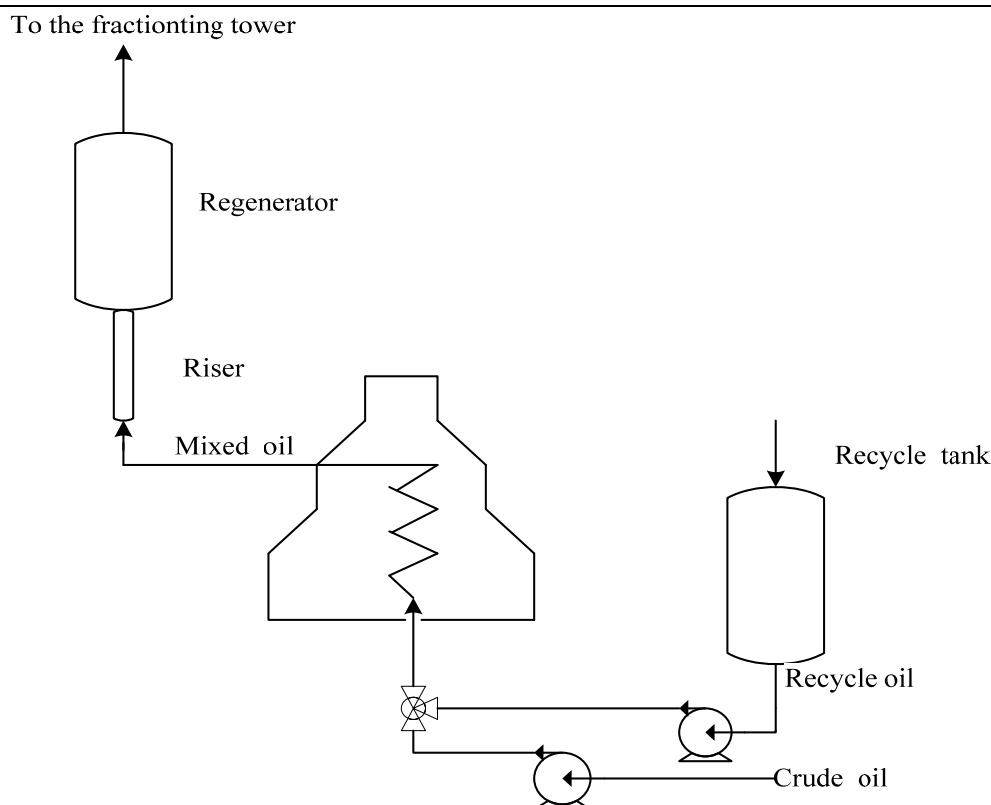


图 4.1 催化裂化过程中原油预热温度

新鲜原油流入管道并与来自循环槽的回炼油相混合后，进入到加热炉中加热到一个适合的温度。经加热炉加热后的混合油进入提升管反应器的下部喷嘴，并与来自再生器中的高温催化剂相接触。在高温催化器的作用下，混合油立即被汽化并进行反应。反应产物经分离器分离出夹带的催化剂后离开反应器，流向分馏塔，在分馏塔中分离出天然气、柴油、汽油等不同种类的产品。剩下的一部分作为回炼油，流向循环槽进而和新鲜的原油混合，循环使用<sup>[53]</sup>。

#### 4.3.2 控制目标

由于原油的预热温度严重影响反应深度与热平衡状态，因此本节的目标是：使原油的预热温度严格跟踪由实际生产状态所决定的设定值。操纵变量为加热炉的燃料供应体积。

#### 4.3.3 PFC-PIPD 方法与传统控制方法的比较

给加热炉一个单位阶跃信号，我们可以得到加热炉温度的一系列响应值。通过这些响应值，该阶跃信号作用下的响应曲线可由最小二乘辨识拟合得到。FOPDT 的模型的参数可由两点法得到：

$$G(s) = \frac{1}{4s+1} e^{-2.50s} \quad (4.13)$$

为了证明本章中所提方法的优越性，本章的提出 PFC-PIPD 方法将会和传统的 PID，PI-PD 方法相比较。

仿真参数如下：设定值设为 1；在  $k = 200$  的时候，一个振幅为-0.05 的持续输出干扰作用到系统；设定允许误差为  $\sigma=10^{-4}$ ，这意味着当设定值与实际的预热温度值之差小于或者等于  $10^{-4}$  的时候，PI-PD 控制器的参数将不会发生改变。本章中 PFC-PIPD 方法、传统的 PID 方法和传统的 PI-PD 方法的参数如表 1 所示：

表 4.1 PID 以及 PI-PD 方法参数表

Parameters	Z-N-PID	IMC-PID
$K_p^*$	1.9608	1.389
$T_i^*$	4.5	5.25
$T_d^*$	1.125	0.9524
$\lambda$	0	2.75
Parameters	PFC-PIPD	
$H$	6	
$M$	1	
$\beta$	0	
Parameters	Traditional PI-PD	
$\beta_1$	8.5	
$T_s$	0.5s	

图 4.2 中显示出了 PFC-PIPD 方法与传统 PID 方法的比较结果。虽然每一种都能跟踪设定值并且能够抵抗输出扰动，但是他们的性能却相差很大。Z-N-PID 方法控制下的系统响应曲线振荡的太剧烈，而且超调量也是这些方法中最大的一个。IMC-PID 方法的动态性能要比 Z-N-PID 的方法好一些，但是其输出仍然有振荡。相比较之下，PFC-PIPD 方法控制下的系统响应曲线不仅没有超调和振荡，而且要比 Z-N-PID 和 IMC-PID 方法下的响应曲线更加平缓。因此，与传统的 PID 方法相比，PFC-PIPD 方法的整体性能是最好的。

图 4.3 中显示出了 PFC-PIPD 方法与传统 PIPD 方法的比较结果。Z-N-PIPD 方法控制下的响应曲线依旧有着很大的超调和振荡。IMC-PIPD 方法控制下的系统响应仍然有超调和振荡，但是要比 Z-N-PIPD 方法控制下的系统超调要小很多。相比较之下，PFC-PIPD 方法控制下的系统响应曲线不仅没有超调和振荡，而且要比 Z-N-PIPD 和 IMC-PIPD 方法下的响应曲线平缓。通过比较各种方法控制下系统的响应曲线可以得到，本章 PFC-PIPD 方法控制下系统的整体性能是最好的。

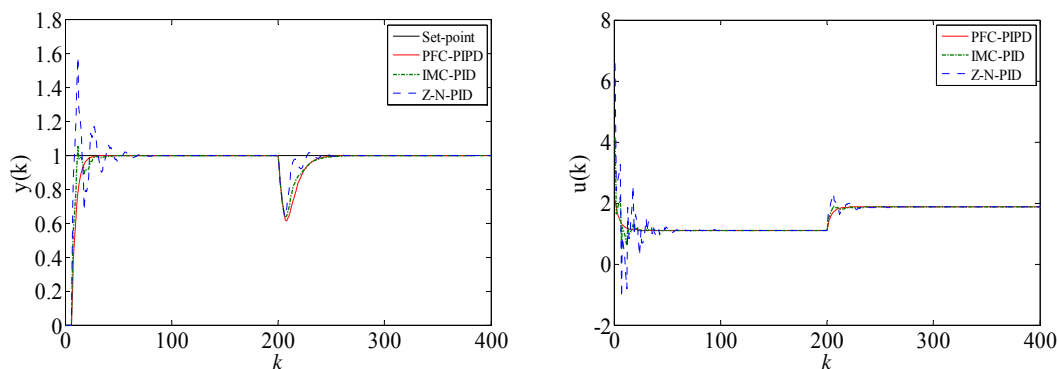


图 4.2 模型匹配情况时 PFC-PIPD、IMC-PID、Z-N-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

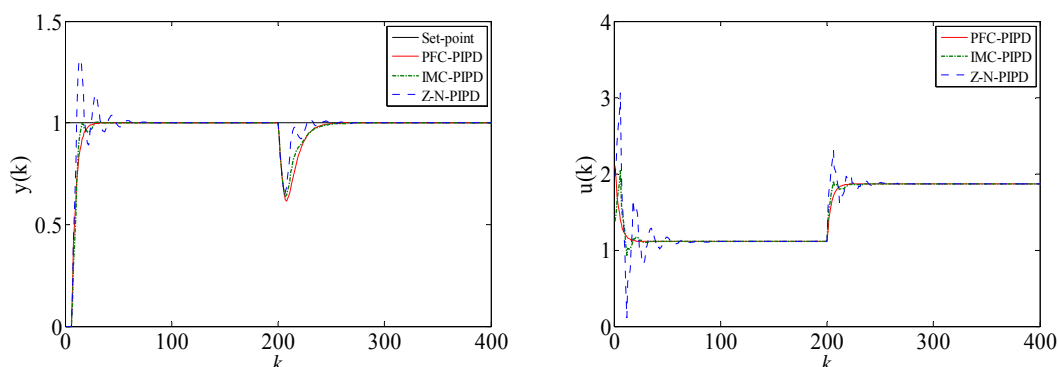


图 4.3 模型匹配情况时 PFC-PIPD、IMC-PID、Z-N-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

虽然在模型匹配时本章提出的 PFC-PIPD 方法比传统 PID 方法和 PI-PD 方法的性能优越很多。但是，过程对象在工作时不可避免会到各种环境因素的干扰，这些干扰会导致实际模型的参数和建模所得的参数不一致，这些不一致的参数会恶化控制系统的性能，因此在模型失配下比较各种方法控制下系统的性能是非常有必要的。这里，我们仍然采用蒙特卡洛方法来模拟模型失配后过程模型的参数。对于加热炉的温度模型，我们假设  $K=1, T=4, \tau=2.5$  的最大失配程度为  $\pm 30\%$ ，失配后的三组过程参数为：

第一组：失配的过程参数为  $K=0.9942, T=3.713, \tau=2.8487$ ；

第二组：失配的过程参数为  $K=1.1146, T=4.4647, \tau=2.1419$ ；

第三组：失配的过程参数为  $K=1.2116, T=4.4815, \tau=3.0744$ 。

与这三组模型失配的情况相对应，图 4.4、图 4.5、图 4.6 分别显示了本章提出的 PFC-PIPD 和典型 PID 方法控制下系统的响应曲线。从图中可以看出，Z-N-PID 方法控制下系统的性能最差。与 Z-N-PID 方法相比，IMC-PID 方法的控制性能要好很多，但是依旧有超调和振荡依旧相对较大。而本章的 PFC-PIPD 方法超调最小，而且响应曲线最平缓。因此，在这些对比方法中，PFC-PIPD 的方法仍然是最好的方法。

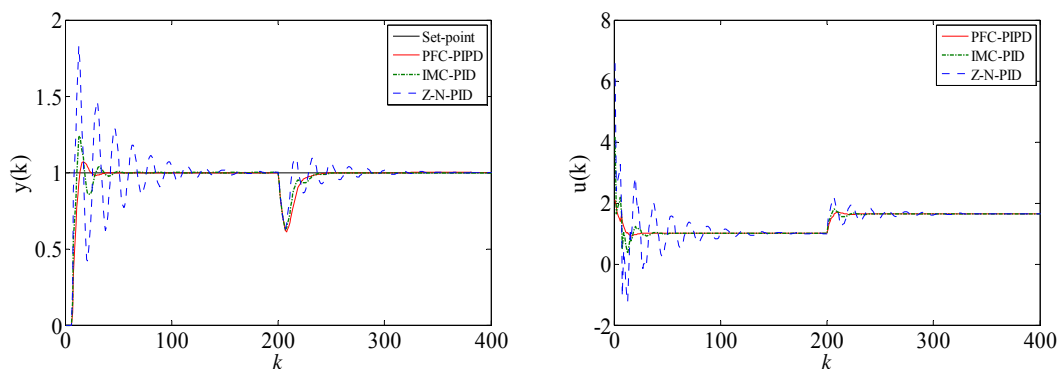


图 4.4 第一组失配情况时 PFC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

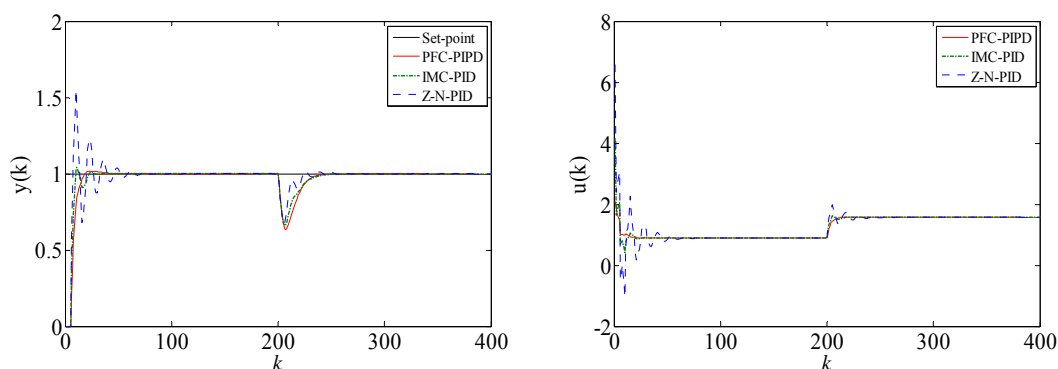


图 4.5 第二组失配情况时 PFC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

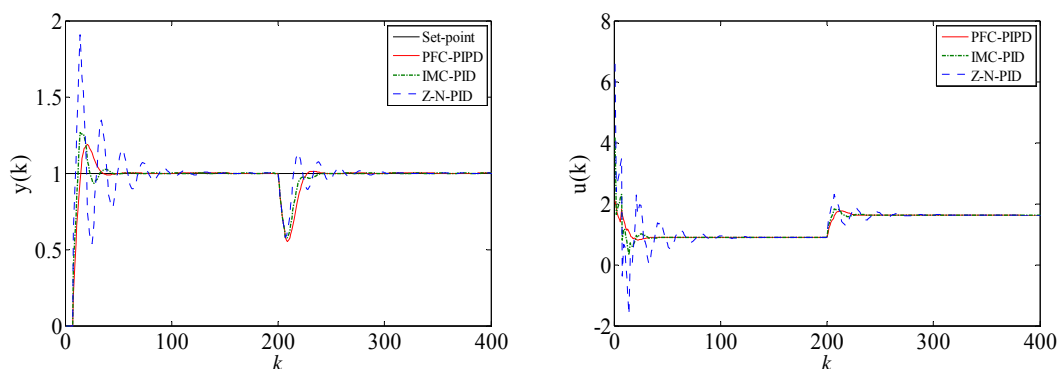


图 4.6 第三组失配情况时 PFC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

图 4.7、图 4.8、图 4.9 分别显示了本章的 PFC-PIPD 和典型 PIPD 方法的比较结果。从图中可以看出，Z-N-PIPD 方法的超调和振荡都是最大的。IMC-PIPD 方法虽然比 Z-N-PIPD 方法的超调要小，但是其超调仍然大于 PFC-PIPD 方法。PFC-PIPD 不仅超调最小，而且其控制下的系统响应曲线更加平缓。因此，本章的 PFC-PIPD 方法的整体系统是最好的。



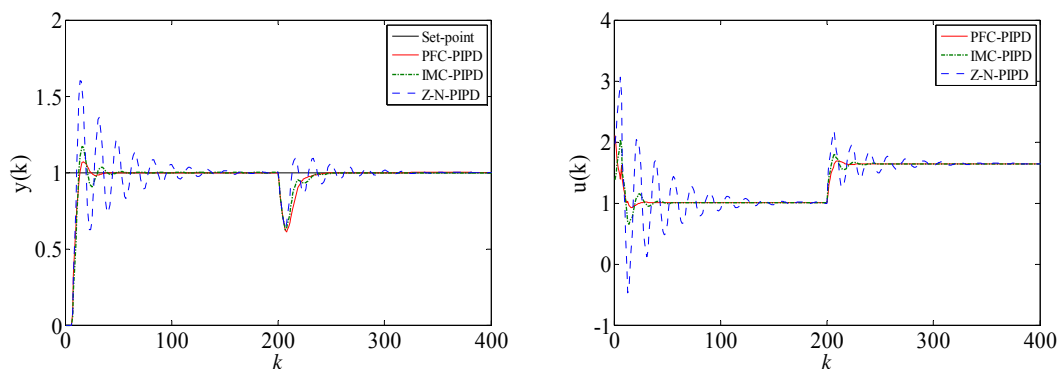


图 4.7 第一组失配情况时 PFC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

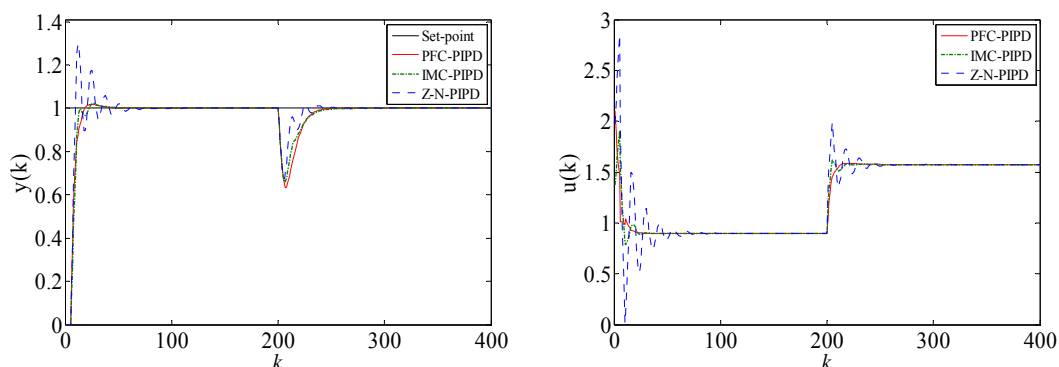


图 4.8 第二组失配情况时 PFC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

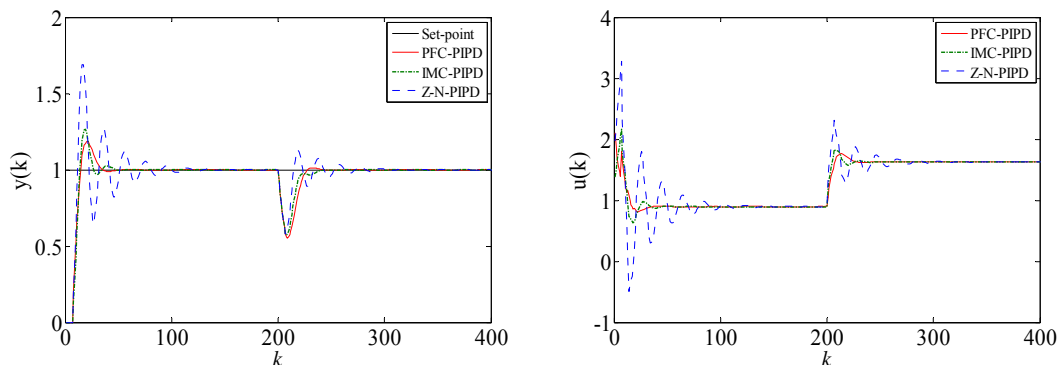


图 4.9 第三组失配情况时 PFC-PIPD、IMC-PIPD、Z-N-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

### 4.3 本章小结

本章通过结合预测函数控制和 PI-PD 控制，提出了一种预测函数控制优化 PI-PD 控制的方法。通过预测函数控制优化每个采样时刻 PI-PD 控制器的参数，进而将预测函数控制的性能赋给 PI-PD 控制器。该方法不仅继承了预测函数控制的优良性能，并且其控制器的结构简单易于实现。

## 第 5 章 基于扩展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制

### 5.1 研究问题

在催化裂化装置(FCCU)中, 稳定汽油蒸汽压是一个非常关键性的指标。目前, 稳定汽油是汽车的主要能源, 其质量的好坏对汽车动力系统的影响非常大。如果稳定汽油蒸汽压过高, 装置产生的稳定汽油会导致汽车的燃料供给系统产生气阻的现象, 很容易造成汽车熄火。如果稳定汽油蒸汽压过低, 就会导致燃料不能迅速的挥发, 汽车启动困难<sup>[54]</sup>。因此, 在实际的催化裂化过程中, 稳定汽油蒸汽压要尽量实现卡边控制。然而在实际过程中, 有很多因素影响汽油蒸汽压, 例如稳定塔塔顶进料的流量、塔底的温度和进料温度以及稳定塔的压力等等。而且, 对于该过程也是一个大时滞、不确定性的过程。这些因素导致了对于稳定汽油蒸汽压的控制不是一件容易的事情。

在本章中, 通过结合扩展状态空间模型预测控制(ENMSSMPC)和 PI-PD 控制, 得到了一种基于扩展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD (ENMSSMPC-PIPD)控制器。这种新的控制器不仅拥有扩展状态空间<sup>[55, 56]</sup>和模型预测控制的优良性能, 同时还拥有 PI-PD 控制器简单易于实现的特征。

### 5.2 扩展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制

#### 5.2.1 扩展状态空间模型 (ENMSS Model)

在本章中, 我们仍将过程模型抽象成一阶惯性加纯滞后(FOPDT)模型的形式:

$$G(s) = \frac{K}{Ts+1} e^{-\tau s} \quad (5.1)$$

其中,  $K$  为过程模型的稳态增益,  $T$  为过程模型的时间常数,  $\tau$  为模型的延时时间。

根据实际的工作条件, 选择一个合适的采样时间  $T_s$ 。式(5.1)可以处理成如下的形式:

$$\begin{aligned} & y(k+1) + F_1 y(k) + \cdots + F_n y(k-n+1) \\ & = H_1 u(k) + H_2 u(k-1) + \cdots + H_n u(k-n+1) \end{aligned} \quad (5.2)$$

其中,  $y(k)$  是过程模型的输出值,  $u(k)$  是过程模型的输入值;  $F_1, F_2 \cdots F_n$  和  $H_1, H_2 \cdots H_n$  为离散后模型的参数。

为了后续的计算, 式(5.2)可以处理成增量形式:

$$\Delta y(k+1) + F_1 \Delta y(k) + \cdots + F_n \Delta y(k-n+1)$$

$$= H_1 \Delta u(k) + H_2 \Delta u(k-1) + \cdots + H_n \Delta u(k-n+1) \quad (5.3)$$

状态变量可以选择

$$\Delta x_m(k)^T = [\Delta y(k), \Delta y(k-1), \cdots, \Delta y(k-n+1), \Delta u(k-1), \Delta u(k-2), \cdots, \Delta u(k-n+1)] \quad (5.4)$$

相应的状态空间可以表示为:

$$\begin{cases} \Delta x_m(k+1) = A_m \Delta x_m(k) + B_m \Delta u(k) \\ \Delta y(k+1) = C_m \Delta x_m(k+1) \end{cases} \quad (5.5)$$

其中

$$A_m = \begin{bmatrix} -F_1 & -F_2 & \cdots & -F_{n-1} & -F_n & H_2 & \cdots & H_{n-1} & H_n \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_m = [H_1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0]^T$$

$$C_m = [1 \quad 0 \quad \cdots \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \cdots \quad 0] \quad (5.6)$$

输出误差定义为:

$$e(k) = y(k) - r(k) \quad (5.7)$$

其中,  $r(k)$  是  $k$  时刻的参考轨迹的值。

结合式(5.5)和式(5.7),  $k+1$  时刻的输出误差  $e(k+1)$  可表示为:

$$e(k+1) = e(k) + C_m A_m \Delta x_m(k) + C_m B_m \Delta u(k) - \Delta r(k+1) \quad (5.8)$$

ENMSS 模型可以表述为:

$$z(k+1) = A z(k) + B \Delta u(k) + C \Delta r(k+1) \quad (5.9)$$

其中,

$$z(k+1) = \begin{bmatrix} \Delta x_m(k+1) \\ e(k+1) \end{bmatrix}, \quad z(k) = \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ e(k) \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} A_m & 0 \\ C_m A_m & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (5.10)$$

### 5.2.2 基于扩展状态空间模型预测控制优化的 PI-PD 控制

为了简化计算过程, 令控制时域  $M=1$ 。因此  $k$  时刻对  $k+P$  时刻未来状态变量的预测值  $z(k+P)$  为:

$$z(k+P) = A^P z(k) + \psi \Delta u(k) + \theta \Delta R \quad (5.11)$$

其中,

$$\begin{aligned}
 \psi &= A^{P-1}B \\
 \theta &= [A^{P-1}C \quad A^{P-2}C \quad \cdots \quad C] \\
 r(k+i) &= \beta^i y(k) + (1-\beta^i)c(k) \\
 \Delta R &= [\Delta r(k+1) \quad \Delta r(k+2) \quad \cdots \quad \Delta r(k+P)]^T
 \end{aligned} \tag{5.12}$$

$c(k)$  是  $k$  时刻的设定值, 这个设定值由实际过程决定。 $\beta$  是参考轨迹的柔化系数,  $P$  是控制时域,  $y_p(k)$  是  $k$  时刻过程模型的实际输出值。

目标函数为  $J(k)$

$$J(k) = z(k+P)^T Q z(k+P) + \Delta u(k)^T \omega \Delta u(k) \tag{5.13}$$

其中,  $Q$  为状态加权矩阵,  $\omega$  为控制加权系数,

在本章中, 被优化的 PI-PD 控制器选为增量式形式, 如下所示:

$$\begin{aligned}
 u(k) &= u(k-1) + K_p(k)(e_s(k) - e_s(k-1)) + K_i(k)e_s(k) - K_f(k)(y(k) - y(k-1)) \\
 &\quad - K_d(k)(y(k) - 2y(k-1) + y(k-2)) \\
 &= u(k-1) + K_p(k)(e_s(k) - e_s(k-1)) + K_i(k)e_s(k) - K_f(k)(y(k) - y(k-1)) \\
 &\quad - K_d(k)(y(k) - y(k-1)) + K_d(k)(y(k-1) - y(k-2))
 \end{aligned} \tag{5.14}$$

$$e_s(k) = c(k) - y(k) \tag{5.15}$$

$K_p(k)$ 、 $K_i(k)$ 、 $K_f(k)$ 、 $K_d(k)$  分别为  $k$  时刻 PI-PD 控制器前向通道的比例系数、前向通道的积分系数、反馈环的比例系数、反馈环的微分系数,  $e_s(k)$  为  $k$  时刻参考轨迹值与实际输出值之间的误差,  $T$  为矩阵的转置符号。为了计算的方便, 式(5.14)可以转化为矩阵的形式, 其形式如下:

$$\begin{aligned}
 u(k) &= u(k-1) + [K_p(k) + K_i(k), -K_p(k), -K_f(k) - K_d(k), K_d(k)]^* \begin{bmatrix} e_s(k) \\ e_s(k-1) \\ y(k) - y(k-1) \\ y(k-1) - y(k-2) \end{bmatrix} \\
 &= u(k-1) + [w_1(k), w_2(k), w_3(k), w_4(k)]^* \begin{bmatrix} E_1(k) \\ E_2(k) \\ E_3(k) \\ E_4(k) \end{bmatrix} \\
 &= u(k-1) + w^T(k)E(k)
 \end{aligned} \tag{5.16}$$

其中

$$\begin{aligned}
 w^T(k) &= [w_1(k), w_2(k), w_3(k), w_4(k)] \\
 E(k) &= [E_1(k), E_2(k), E_3(k), E_4(k)]^T \\
 w_1(k) &= K_p(k) + K_i(k) \\
 w_2(k) &= -K_p(k) \\
 w_3(k) &= -K_f(k) - K_d(k) \\
 w_4(k) &= K_d(k)
 \end{aligned} \tag{5.17a}$$

$$\begin{aligned}
 E_1(k) &= e_s(k) \\
 E_2(k) &= e_s(k-1) \\
 E_3(k) &= y(k) - y(k-1) \\
 E_4(k) &= y(k-1) - y(k-2)
 \end{aligned} \tag{5.17b}$$

对  $J(k)$  求导，并令  $\frac{dJ(k)}{dw(k)}=0$ ，可得

$$((\psi^T Q \psi + \omega)E(k))^T E(k) w(k) = -\psi^T Q (A^P z(k) + \theta \Delta R) E(k) \tag{5.18}$$

通过式(5.18)，可得：

$$w(k) = -\frac{\psi^T Q (A^P z(k) + \theta \Delta R) E(k)}{(\psi^T Q \psi + \omega)E(k)^T E(k)} \tag{5.19}$$

为防止出现  $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  趋向于无穷的情况，我们定义一个最大允许误差  $\delta$ ，当  $e(k)$  小于或等于最大允许误差  $\delta$  时，我们就认为系统已经达到稳定并且  $K_p(k)$ ， $K_i(k)$ ， $K_f(k)$ ， $K_d(k)$  的值将不会发生改变。具体过程可由公式描述：

若  $|e_s(k)| \leq \delta$

$$\begin{cases}
 K_p(k) = K_p(k-1) \\
 K_i(k) = K_i(k-1) \\
 K_f(k) = K_f(k-1) \\
 K_d(k) = K_d(k-1)
 \end{cases} \tag{5.20}$$

若  $|e_s(k)| > \delta$

$$\begin{cases}
 K_p(k) = w_1(k) + w_2(k) \\
 K_i(k) = -w_2(k) \\
 K_f(k) = -w_3(k) - w_4(k) \\
 K_d(k) = w_4(k)
 \end{cases} \tag{5.21}$$

通过式(5.20)和式(5.21)，可得  $k$  时刻的最优控制率为

$$\begin{aligned}
 u(k) &= u(k-1) + K_p(k)(e_s(k) - e_s(k-1)) + K_i(k)e_s(k) - K_f(k)(y(k) - y(k-1)) \\
 &\quad - K_d(k)(y(k) - 2y(k-1) + y(k-2))
 \end{aligned} \tag{5.22}$$

在  $k+1$  时刻，将系统的输入控制量  $u(k+1)$  表示成式(5.14)所示  $K_p(k+1)$ ， $K_i(k+1)$ ， $K_f(k+1)$ ， $K_d(k+1)$  的形式。接着把  $u(k+1) = u(k) + w^T(k+1)E(k+1)$  代入到目标函数  $J(k+1)$  中，求导并令  $\frac{dJ(k+1)}{dw(k+1)}=0$ 。通过计算，我们依旧可以得到

$k+1$  时刻最优的  $K_p(k+1)$ ， $K_i(k+1)$ ， $K_f(k+1)$ ， $K_d(k+1)$ 。不同的是基准时刻由  $k$  变成了  $k+1$  时刻。通过这种滚动优化的方式，我们可以得到整个过程中每个采样时刻的  $K_p$ ， $K_i$ ， $K_f$ ， $K_d$  的最优值。

### 5.3 案例研究：稳定塔中稳定汽油蒸汽压的压力控制仿真

#### 5.3.1 工艺流程介绍

催化裂化装置的吸收稳定系统主要由吸收塔、解吸塔、稳定塔、再吸收塔

及相应的其它辅助设备组成<sup>[57]</sup>。吸收稳定系统的典型工业流程图如图 5.1 所示。其主要任务是将来自主分馏塔塔顶分离出的粗汽油和富气分离成干气、液化石油气和合格的稳定汽油。

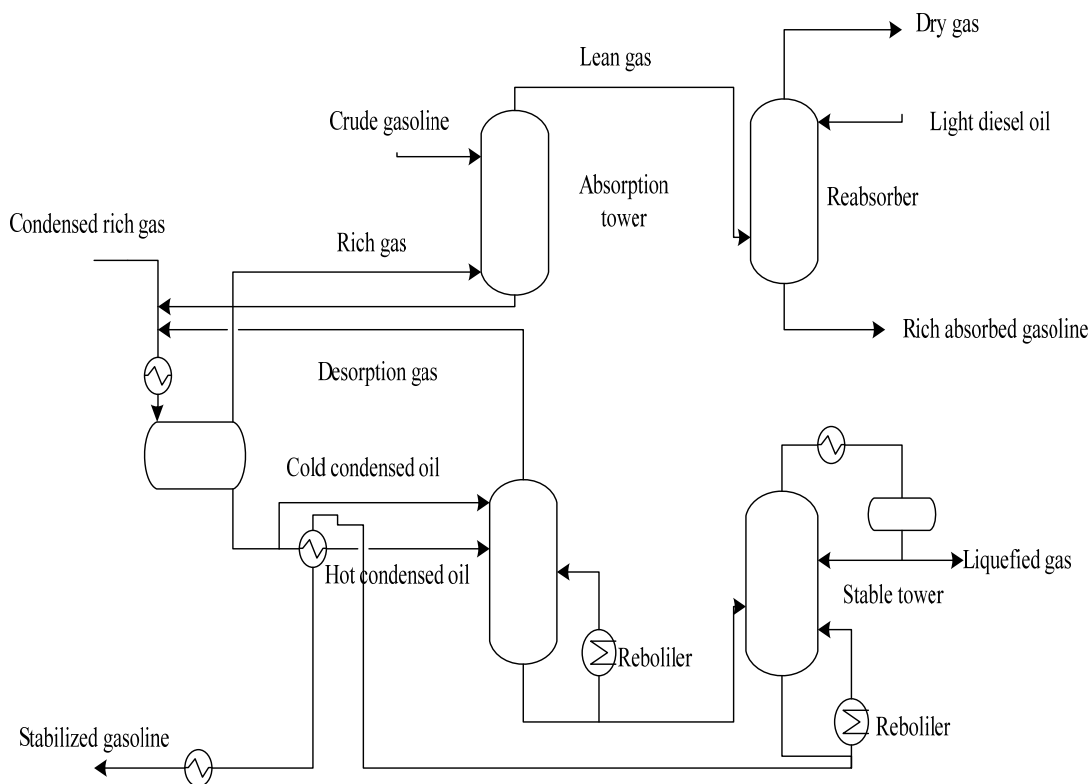


图 5.1 催化裂化过程吸收稳定系统的工艺流程图

压缩富气、富吸收汽油和解吸气首先经过混到一起进行热传导，然后进入到平衡罐中进行平衡闪蒸<sup>[57]</sup>。在平衡闪蒸过后，产生的富气由平衡罐的顶部进入吸收塔，利用吸收塔中的粗汽油回收富气中的轻烃组分。经过粗汽油的吸收处理后，剩下的气体称为贫气；吸收塔内的贫气经吸收塔塔顶进入再吸收塔进一步分离，贫气经过再吸收塔内的吸收剂（来自自主分馏塔的轻柴油）处理后，经塔顶产生的产品为干气。富吸收油从再吸收塔的塔底被送到主分馏塔。从平衡罐的流出的凝缩油被分成两股：一股与稳定汽油换热后作为热进料进入解吸塔中上部。另一股作为冷进料直接由从解析塔的塔顶进入到解吸塔中，经解吸塔塔顶脱出解吸气。解析塔塔底得到的脱乙烷汽油被送至稳定塔中部进行分离。脱乙烷汽油在稳定塔塔中进行加热处理后。塔顶的产品为液化石油气，塔底产品为稳定汽油<sup>[57]</sup>。稳定汽油的流向也分为两股：一股稳定汽油流出稳定塔；另一部分与热凝缩油换热后送往吸收塔并和原来的吸收剂混合，循环使用。

### 5.3.2 控制目标

获得高质量、高纯度的稳定汽油是催化裂化过程中的一个重要目标。然而，

稳定汽油蒸汽压过高或者过低均会对稳定汽油的质量产生严重的影响。使用这中过高或者过低情况下生产出来的汽油的机器也会出现一系列的问题。因此，稳定汽油蒸汽压力必须加以严格的控制，设计出的控制器尽量使稳定汽油蒸汽压系统的抗干扰性强、跟踪速度快。

### 5.3.3 ENMSSMPC-PIPD 方法与传统方法的比较

给加热炉一个阶跃信号，我们可以得到稳定汽油蒸汽压的一系列响应值。通过这些响应值，该阶跃信号作用下的响应曲线可由最小二乘法辨识拟合得到。FOPDT 的模型的参数可由两点法得到：

$$G(s) = \frac{1.4}{9s+1} e^{-4s} \quad (5.23)$$

为了对比方便，仿真参数设定如下：设定值设为 1；在  $k=200$  的时候，一个振幅为-0.05 的持续输出干扰作用到系统；设定允许误差为  $\delta=10^{-4}$ ，这意味着当设定值与实际的蒸汽压之差小于或者等于  $10^{-4}$  的时候，PI-PD 控制器的参数将不会发生改变。本章中 ENMSSMPC-PIPD 方法、PFC-PID 方法，PFC-PIPD 方法、IMC-PID 方法、IMC-PIPD 方法以及 Robust IMC-PID 方法的参数如表 5.1 所示：

表 5.1 PID 以及 PI-PD 方法参数表

Parameters	ENMSSMPC-PIPD	TPFC-PIPD	TPFC-PID
$P$	12	12	12
$Q$	diag(0,0,0,0,0,1)	\	\
$M$	1	1	1
$\beta$	0	0	0
Parameters	IMC-PIPD	Robust IMC-PID	IMC-PID
$K_p^*$	1.2277	0.6146	1.2277
$T_i^*$	11	9.12	11
$T_d^*$	1.6364	-0.0905	1.6364
$N^*$	\	-0.01316	\
$\beta^*$	12.8	\	\
$T_s$	0.8s		

图 5.2 中显示出了 ENMSSMPC-PIPD 方法与典型 PID 方法的比较结果。从中可以发现，IMC-PID 方法控制下的系统响应曲线出现了超调和振荡。TPFC-PID 与 Robust-IMC-PID 方法控制下系统虽然没有超调和振荡，但是这两

种方法抵抗输出干扰的能力却非常差。相比较之下, ENMSSMPC-PIPD 方法控制下的系统响应曲线不仅没有超调和振荡, 而且其抗输出干扰的能力是所有方法中最好的一个。因此, 通过与典型 PID 方法的比较中能够看到, ENMSSMPC-PIPD 方法的整体性能是最好的。

图 5.3 中显示出了 ENMSSMPC-PIPD 方法与典型 PIPD 方法的比较结果。IMC-PIPD 方法控制下的系统响应曲线出现了超调和振荡。TPFC-PIPD 方法控制下系统输出响应曲线虽然无超调和振荡, 但是该方法的快速性和抗输出干扰的能力逊于本章的 ENMSSMPC-PIPD 方法。通过 ENMSSMPC-PIPD 与典型 PIPD 方法的比较中能够看到, ENMSSMPC-PIPD 方法的整体性能是最好的。

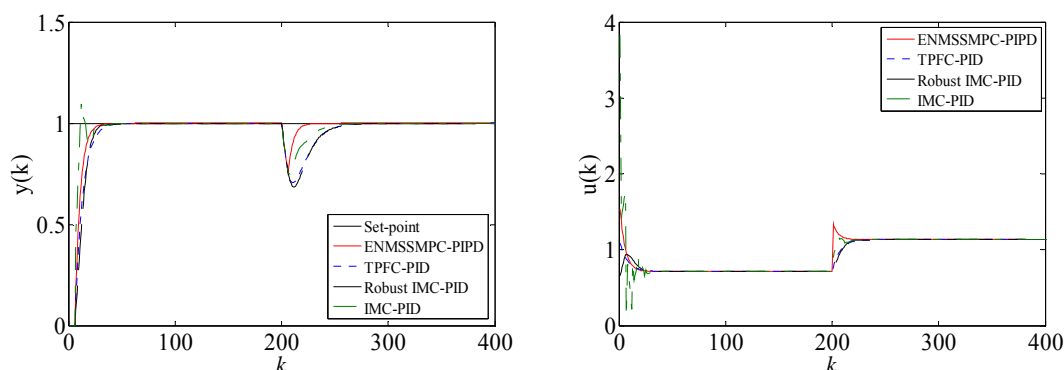


图 5.2 模型匹配时 ENMSSMPC-PIPD、TPFC-PIPD、IMC-PIPD 方法控制下系统的闭环响应的曲线

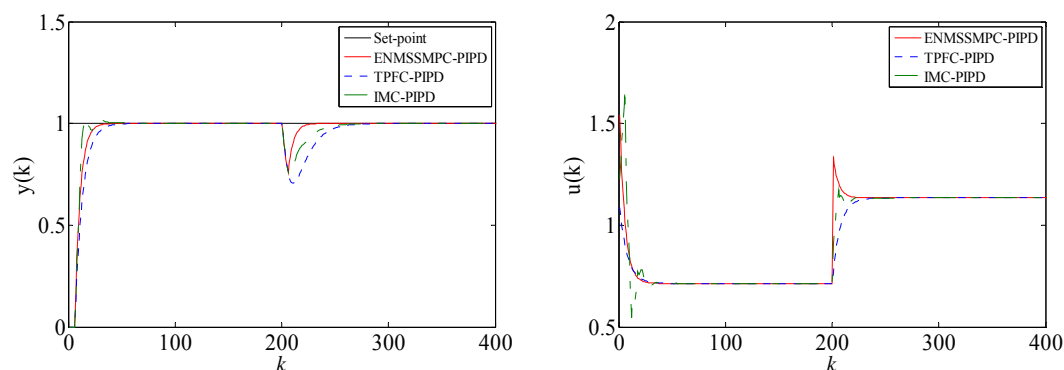


图 5.3 模型匹配时 ENMSSMPC-PIPD、TPFC-PIPD、IMC-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

在本章, 我们采用蒙特卡洛方法来获取系统的失配参数。对于稳定汽油的蒸汽压模型, 我们假设  $K=1.4, T=9, \tau=4$  的最大失配程度为  $\pm 20\%$ , 失配后的三组过程参数为:

第一组: 失配的过程参数为  $K=1.3474, T=8.6425, \tau=4.1236$ ;

第二组: 失配的过程参数为  $K=1.5013, T=7.8845, \tau=3.8415$ ;

第三组: 失配的过程参数为  $K=1.6352, T=10.1014, \tau=4.1427$ 。

与这三组模型失配的情况相对应, 图 5.4、图 5.5、图 5.6 分别显示了本章提出的 ENMSSMPC-PIPD 和典型 PID 方法的比较结果。在这三组失配情况下,



ENMSSMPC-PIPD 方法控制下系统的响应曲线均没有出现超调和振荡，而且在遇到持续的输出干扰的时候，其恢复速度最快、振荡幅度最小。TPFC-PID 方法和 Robust IMC-PID 方法控制下系统抵抗持续输出扰动的能力很差，IMC-PID 方法振荡剧烈、超调太大。因此，本章中 ENMSSMPC 方法的整体性能是最好的。

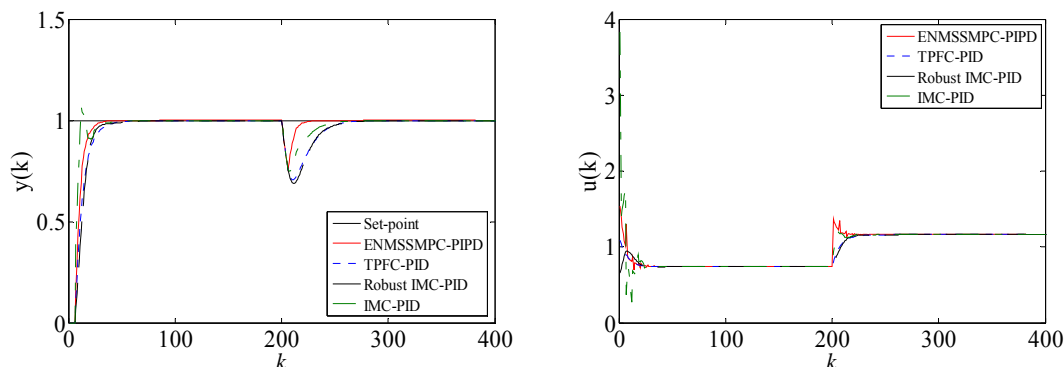


图 5.4 第一组失配情况时 ENMSSMPC-PIPD, TPFC-PID, Robust IMC-PID、IMC-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

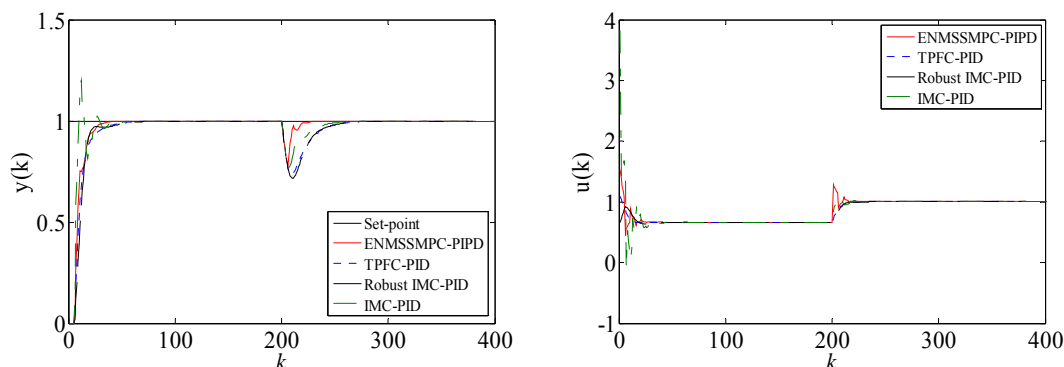


图 5.5 第二组失配情况时 ENMSSMPC-PIPD, TPFC-PID, Robust IMC-PID、IMC-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

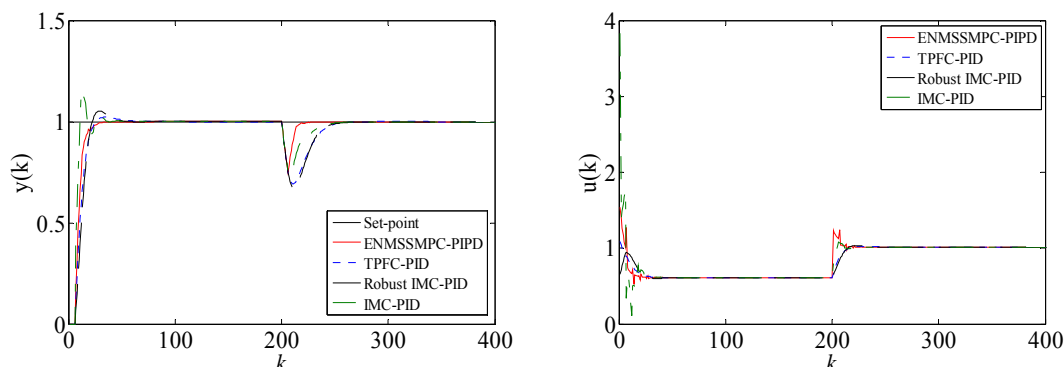


图 5.6 第三组失配情况时 ENMSSMPC-PIPD, TPFC-PID, Robust IMC-PID、IMC-PID 方法控制下系统的闭环响应曲线

与这三组模型失配的情况相对应，图 5.7、图 5.8、图 5.9 分别显示了本章提出的 ENMSSMPC-PIPD 方法和典型 PIPD 方法的比较结果。在这三组失配情况下，ENMSSMPC-PIPD 方法控制下系统的响应曲线均没有出现超调和振荡，而且在遇到持续的输出干扰的时候，其恢复速度最快、振荡幅度最小。TPFC-PIPD 方法控制下系统抵抗持续输出扰动的能力很差是对比方法中最差的。IMC-PIPD

方法不仅振荡剧烈而且超调太大。因此，本章中 ENMSSMPC 方法的整体性能是最好的。

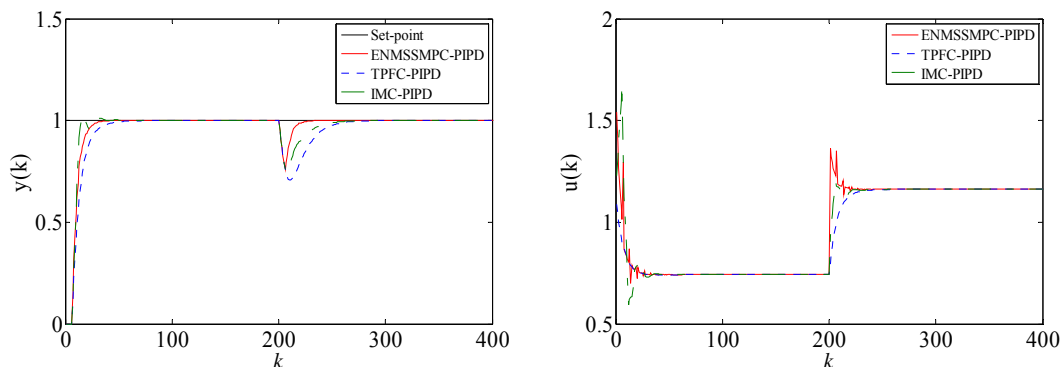


图 5.7 第一组失配情况时 ENMSSMPC-PIPD, TPFC-PIPD, IMC-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

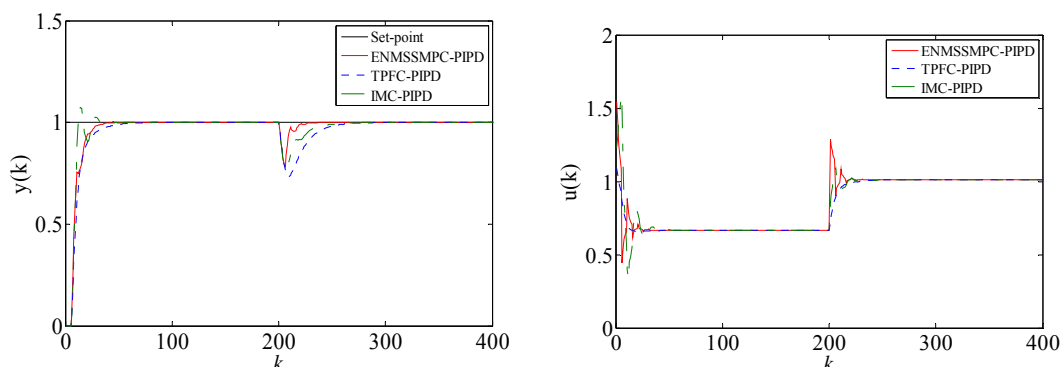


图 5.8 第二组失配情况时 ENMSSMPC-PIPD, TPFC-PIPD, IMC-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

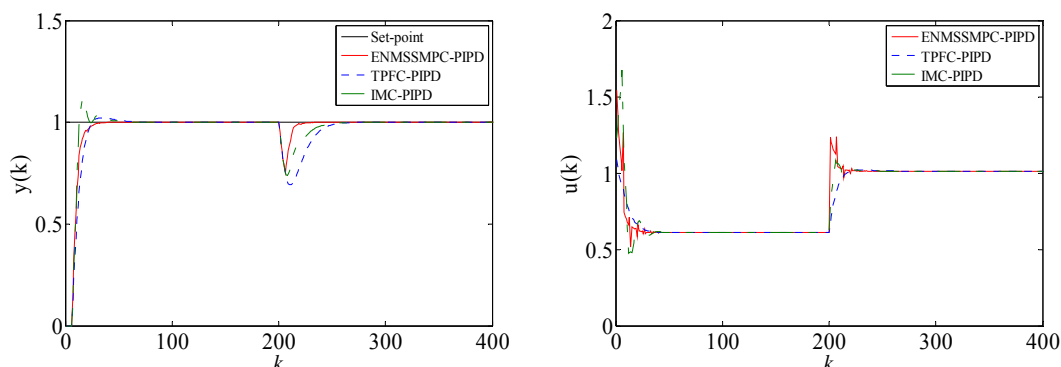


图 5.8 第三组失配情况时 ENMSSMPC-PIPD, TPFC-PIPD, IMC-PIPD 方法控制下系统的闭环响应曲线

## 5.4 本章小结

本章提出了一种 ENMSSMPC 优化的 PI-PD 控制方法。该方法不仅继承了扩展状态空间模型和模型预测控制算法的优良性能，而且还保留了 PI-PD 控制器的结构简单、易于实现的特点。通过与各种典型 PID 控制以及 PI-PD 控制调节方法在稳定汽油蒸汽压模型上的仿真对比中，也进一步验证了本章方法的优越性。

## 第 6 章 总结与展望

### 6.1 论文研究工作总结

本文的研究内容是如何优化 PI-PD 的参数，主要包括使用动态矩阵控制算法优化 PI-PD 参数、预测函数控制优化 PI-PD 参数以及基于扩展状态空间模型预测控制优化 PI-PD 参数三个方面。

对于  $\tau/T$  小于或者等于 0.6 的工业控制系统，一般使用传统的 PID 控制就能获取良好的控制性能。但是如果时滞较大( $\tau/T > 0.6$ )的系统，常规的 PID 控制往往很难取得令人满意的控制效果。很多先进的控制算法虽然在一些领域上得到应用，但是由于成本高、硬件搭建困难和实施难度大等一系列的原因，导致其暂时无法撼动 PID 控制的地位。PI-PD 控制是一种改进的 PID 控制，但由于其参数较多，调节起来有些困难，这些限制了 PI-PD 控制的发展。

本文提出了基于预测控制优化的 PI-PD 控制算法，该方法将 PI-PD 控制的控制律引入预测控制的目标函数中，通过滚动优化的方式对目标函数求导并令目标函数的导数等于零，可得到每个时刻最优的 PI-PD 控制器参数。利用该方法得到的 PI-PD 控制器同时拥有预测控制良好的控制性能与 PI-PD 控制器的简单结构。在本文中选取的预测控制算法为动态矩阵控制、预测函数控制以及扩展状态空间模型预测控制。第三章、第四章和第五章分别对这三种算法下优化的 PI-PD 控制进行了详细的阐述，并通过与其他几种典型的 PID 参数调节方法以及 PI-PD 参数调节方法在过程对象中的对比仿真验证了算法的优越性。

### 6.2 展望

预测控制的出现对复杂过程的优化控制产生了深刻的影响，在全球的炼油、化工等行业中成功应用并产生的巨大经济效益，更使之成为工业过程控制中最好的先进控制算法。由于预测控制的优越性能，所以近些年来对其的研究也从未止步。

虽然有学者提出一些自适应的 MPC 算法，但是仅仅有很少自适应 MPC 的产品出现在市场上。这反映了在实际的过程控制中做自适应控制非常的困难。但是如果出现了一些理论上的突破，这种困难的情况可能会发生改变。这是预测控制发展的一个方向。工业 MPC 控制器目前仅仅依靠强有力的逼近来评估模型失配时的影响，不确定性的分析处理上还有待加强。目前有很多学者已经成功的将鲁棒控制加入到预测控制的产品中，进一步减少了模型失配对系统的影响。鲁棒稳定性和不确定性，以及预测控制的结合，将会是预测控制发展的

另一个方向。由于实际的工业过程大多数为非线性过程，虽然我们对其进行了近似线性化，但基于线性化模型的控制器的设计必然会影响实际系统的控制效果。目前已经有很多学者致力于非线性的预测控制研究方向上，他们首先是建立被控对象的支持向量机、Hammerstein 等非线性模型，然后基于这些模型利用预测控制去设计相应的控制器。但是，非线性模型下的推导复杂和计算量大。如何设计一个合适的非线性模型，并设计相应的非线性控制器，也是预测控制发展的另一个方向。

## 致 谢

岁月如歌，光阴似箭，两年的研究生生活即将结束。经历了找工作的喧嚣与坎坷，我深深体会到了写作论文时的那份宁静与思考。回首两年的求学历程，对那些引导和帮助我的人，我心中充满了感激。

首先要感谢导师张日东老师。在我攻读硕士研究生期间，深深受益于张老师的关心和谆谆教导，不仅教给我做学问的道理，更教会了我许多做人的道理。忘不了在我写小论文犯错的时候，张老师不厌其烦的指出我的错误，并手把手的教给我改正的方法，即使那时已经接近12点；忘不了我做错事情的时候，张老师对我说的道理。在读研究生的这段时间里，他教会了我做事要认真、做学问要严谨、做人更要诚信真诚。能师从张老师，我为自己感到庆幸。在此谨向张老师表示我最诚挚的敬意和感谢！

同时还要感谢邹洪波老师的教导，是他不厌其烦指导我做加热炉温度的实验。从炉子板卡的选型到实验台的搭建，邹老师都不遗余力地帮助我们，在这里向您说声谢谢。

感谢一直关心与支持我的同学和朋友们！两年来，我们朝夕相处，共同进步，感谢你们给予我的所有关心和帮助。同窗之谊，我将终生难忘。

更要感谢我的母校，是母校给了我一个优越的平台，给了我一个成长的机会。需要特别感谢的是我的父母，是他们提供了我上学的机会，一直在背后默默的支持者我，他们对我无私的爱是我不断前进的动力。

## 参考文献

- [1] 郭瑞青, 程启明, 杜许峰等. 大时滞过程的控制方法[J]. 上海电力学院学报, 2008,(03): 248-253.
- [2] Meyer C, Seborg D E, Wood R K. A comparison of the Smith predictor and conventional feedback control[C]. CHEMICAL ENGINEERING SCIENCE, 1976, 31(9): 775-778.
- [3] Zhang R, Wang S. Support vector machine based predictive functional control design for output temperature of coking furnace[J]. JOURNAL OF PROCESS CONTROL, 2008, 18(5): 439-448.
- [4] Bobal V, Kubalcik M, Dostal P, et al. Adaptive predictive control of time-delay systems[J]. COMPUTERS & MATHEMATICS WITH APPLICATIONS, 2013, 66(2): 165-176.
- [5] Zhang R, Tao J, Gao F. Temperature modeling in a coke furnace with an improved RNA-GA based RBF network[J]. INDUSTRIAL AND ENGINEERING CHEMISTRY RESEARCH, 2014, 53(8): 3236-3245.
- [6] Majhi S A D P. Online tuning of controllers for an unstable FOPDT process[J]. IEE PROCEEDINGS ON CONTROL THEORY AND APPLICATION, 2000, 8(53): 3236-3245.
- [7] Kaya I. A PI-PD controller design for control of unstable and integrating processes[J]. ISA TRANSACTIONS, 2003, 42(1): 111-121.
- [8] Padhy P K, Majhi S. Relay based PI-PD design for stable and unstable FOPDT processes[J]. COMPUTERS & CHEMICAL ENGINEERING, 2006, 30(5): 790-796.
- [9] Shamsuzzoha M, Lee M. Analytical design of enhanced PID filter controller for integrating and first order unstable processes with time delay[J]. CHEMICAL ENGINEERING SCIENCE, 2008, 63(10): 2717-2731.
- [10] Tan N. Computation of Stabilizing PI-PD Controllers[J]. INTERNATIONAL JOURNAL OF CONTROL AUTOMATION AND SYSTEMS, 2009, 7(2): 175-184.
- [11] Tsai K, Tsai C. Design and experimental evaluation of robust PID and PI-PD temperature controllers for oil-cooling machines[C]. INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, Taipei, China: IEEE, 2011: 535-540.
- [12] Majhi M P V S, Mahanta C. Fuzzy proportional integral - proportional derivative (PI-PD) controller[C]. AMERICAN CONTROL CONFERENCE, Boston, USA: IEEE, 2004: 4028-4033.

- [13] Bettou K, Charef A. Tuning of Fractional Order PI<sup>α</sup>-PD controller using Particle Swarm Optimization algorithm[C]. SYSTEMS AND CONTROL, Algiers: IEEE, 2013: 271-275.
- [14] Vastrakar N K, Padhy P K. Simplified PSO PI-PD Controller for Unstable Processes[C]. INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT SYSTEMS, MODELING AND SIMULATION, Bangkok, Thailand: IEEE, 2013: 350-354.
- [15] Richalet J. Industrial applications of model based predictive control[J]. AUTOMATICA, 1993, 29(5): 1251-1274.
- [16] Rodrigues M A, Odloak D. An infinite horizon model predictive control for stable and integrating processes[J]. COMPUTERS & CHEMICAL ENGINEERING, 2003, 27(8-9): 1113-1128.
- [17] Zhang R D, Xue A K, Wang S Q. Dynamic Modeling and Nonlinear Predictive Control Based on Partitioned Model and Nonlinear Optimization[J]. INDUSTRIAL & ENGINEERING CHEMISTRY RESEARCH, 2011, 50(13): 8110-8121.
- [18] Zhang R D, Xue A K, Wang S Q. Dynamic Modeling and Nonlinear Predictive Control Based on Partitioned Model and Nonlinear Optimization[J]. INDUSTRIAL & ENGINEERING CHEMISTRY RESEARCH, 2011, 50(13): 8110-8121.
- [19] Zhang R D, Gao F R. Multivariable decoupling predictive functional control with non-zero-pole cancellation and state weighting: Application on chamber pressure in a coke furnace[J]. CHEMICAL ENGINEERING SCIENCE, 2013, 94: 30-43.
- [20] Zhang R D, Xue A K, Wang S Q, et al. An improved model predictive control approach based on extended non-minimal state space formulation[J]. JOURNAL OF PROCESS CONTROL, 2011, 21(8): 1183-1192.
- [21] Beschi M, Berenguel M, Visioli A, et al. Implementation of feedback linearization GPC control for a solar furnace[J]. JOURNAL OF PROCESS CONTROL, 2013, 23(10): 1545-1554.
- [22] Marchetti A G, Ferramosca A, Gonzalez A H. Steady-state target optimization designs for integrating real-time optimization and model predictive control[J]. JOURNAL OF PROCESS CONTROL, 2014, 24(1): 129-145.
- [23] Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. CONTROL ENGINEERING PRACTICE, 2003, 11(7): 733-764.
- [24] Ding B C. Dynamic Output Feedback Predictive Control for Nonlinear Systems Represented by a Takagi-Sugeno Model[J]. IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY

SYSTEMS, 2011, 19(5): 831-843.

[25] Zhang T J, Feng G, Zeng X J. Output tracking of constrained nonlinear processes with offset-free input-to-state stable fuzzy predictive control[J]. AUTOMATICA, 2009, 45(4): 900-909.

[26] Zhang T, Feng G, Lu J H. Fuzzy constrained min-max model predictive control based on piecewise lyapunov functions[J]. IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS, 2007, 15(4): 686-698.

[27] Xia Y, Yang H, Shi P, et al. Constrained Infinite-Horizon Model Predictive Control for Fuzzy-Discrete-Time Systems[J]. FUZZY SYSTEMS, IEEE TRANSACTIONS ON, 2010, 18(2): 429-436.

[28] 栾秀春, 李士勇. 基于局部神经网络模型的过热汽温多模型预测控制的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(08): 190-195.

[29] 李少远, 刘浩, 袁著祉. 基于神经网络误差修正的广义预测控制[J]. 控制理论与应用, 1996, 13(05): 677-680.

[30] 张日东, 王树青. 基于神经网络的非线性系统多步预测控制[J]. 控制与决策, 2005, 20(03): 332-336.

[31] 林茂琼, 陈增强, 贺江峰等. 基于阻尼最小二乘法的神经网络自校正一步预测控制器[J]. 控制与决策, 1999, 14(02): 165-168.

[32] 王宇红, 黄德先, 高东杰等. 基于支持向量机的非线性预测控制技术[J]. 信息与控制, 2004, 33(02): 133-136.

[33] 向立志, 史运涛, 高东杰. 基于支持向量机N4SID辨识模型的非线性预测控制[J]. 控制与决策, 2007, 33(02): 133-140.

[34] 张日东, 王树青, 李平. 基于支持向量机的非线性系统预测控制[J]. 自动化学报, 2007, 33(10): 1066-1073.

[35] 朱学峰. 采用Hammerstein模型的非线性预测控制[J]. 控制理论与应用, 1994, 11(05): 564-575.

[36] 满红, 邵诚. 基于Hammerstein-Wiener模型的连续搅拌反应釜神经网络预测控制[J]. 化工学报, 2011, 62(08): 2275-2280.

[37] 满红, 邵诚, 王国峰. 非线性Hammerstein-Wiener模型辨识预测控制[J]. 大连海事大学学报, 2011, 37(02): 101-105.

[38] 冯建苗, 李少远. 电厂过热汽温串级系统的约束预测控制[J]. 上海交通大学学报, 2011, (10): 1504-1508.

[39] 张惜岭, 罗雄麟, 王书斌. 基于区间控制的约束预测控制及约束影响[J]. 控制工程, 2011, 18(05): 697-702.



- [40] 鲍荣, 何德峰, 郑凯华. 基于黄金分割法的阶梯式约束预测控制[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(12): 1940-1944.
- [41] Abou-Jeyab R A, Gupta Y P, Gervais J R, et al. Constrained multivariable control of a distillation column using a simplified model predictive control algorithm[J]. JOURNAL OF PROCESS CONTROL, 2001, 11(5): 509-517.
- [42] 杜晓宁, 席裕庚, 李少远. 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.
- [43] Yin Y Y, Liu F. Constrained predictive control of nonlinear stochastic systems[J]. JOURNAL OF SYSTEMS ENGINEERING AND ELECTRONICS, 2010, 21(5): 859-867.
- [44] Wan Z Y, Kothare M V. Efficient scheduled stabilizing output feedback model predictive control for constrained nonlinear systems[J]. IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL, 2004, 49(7): 1172-1177.
- [45] Tsai K, Tsai C. Design and experimental evaluation of robust PID and PI-PD temperature controllers for oil-cooling machines[C]. I INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, Taipei, China: IEEE, 2011: 535-540.
- [46] Tan W, Liu J Z, Chen T W, et al. Comparison of some well-known PID tuning formulas[J]. COMPUTERS & CHEMICAL ENGINEERING, 2006, 30(9): 1416-1423.
- [47] Vilanova R. IMC based Robust PID design: Tuning guidelines and automatic tuning[J]. JOURNAL OF PROCESS CONTROL, 2008, 18(1): 61-70.
- [48] 吴胜. 工业过程的预测控制与PID控制研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2014.
- [49] 金晓明, 王树青, 荣冈. 先进控制技术及应用 第五讲 预测函数控制(PFC)——一种新型预测控制策略[J]. 化工自动化及仪表, 1999, 26(06): 74-79.
- [50] Sawarkar A N, Pandit A B, Samant S D, et al. Petroleum residue upgrading via delayed coking: A review[J]. CANADIAN JOURNAL OF CHEMICAL ENGINEERING, 2007, 85(1): 1-24.
- [51] Zhang R D, Xue A K, Lu R Q, et al. Real-Time Implementation of Improved State-Space MPC for Air Supply in a Coke Furnace[J]. IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, 2014, 61(7): 3532-3539.
- [52] Zhang W Y, Huang D X, Wang Y D, et al. Adaptive state feedback predictive control and expert control for a delayed coking furnace[J]. CHINESE JOURNAL OF CHEMICAL ENGINEERING, 2008, 16(4): 590-598.

- [53] 罗雄麟, 袁璞, 林世雄. 原料预热温度对催化裂化装置动态和定态特性的影响[J]. 石油大学学报(自然科学版), 1998, 22(06): 83-86.
- [54] 李平, 王树青, 王骥程等. 催化裂化装置稳定汽油蒸汽压的预测控制[J]. 基础自动化, 1996, (05): 37-39.
- [55] 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(04): 45-50.
- [56] 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(07): 807-810.
- [57] 詹雪兰. 催化裂化主分馏塔和吸收稳定系统的全流程模拟与优化[D]. 上海市: 华东理工大学, 2014.

## 附录

### 发表的学术论文

- [1] Hongbo Zou, Haisheng Li. Tuning of PI-PD controller using extended non-minimal state space model predictive control for the stabilized gasoline vapor pressure in a stabilized tower. CHEMOMETRICS AND INTELLIGENT LABORATORY SYSTEMS, 2015, 142: 1-8. (SCI, IF=2.381).

### 公开的发明专利

- [1] 张日东, 李海生, 吴峰, 王俊宏, 郑松. 批次过程的预测函数容错控制方法. 发明专利, 公开号: CN103529702A.
- [2] 张日东, 李海生, 吴峰, 王俊宏, 郑松. 批次过程的线性二次型容错控制方法. 发明专利, 公开号: CN103699009A.
- [3] 张日东, 李海生, 邹洪波, 郑松, 吴峰. 状态空间预测函数控制优化的批次过程 PI-PD 控制方法. 发明专利, 公开号: CN103760772A.
- [4] 张日东, 李海生, 吴峰, 郑松, 邹洪波. 状态空间模型预测控制优化的批次过程 PI-PD 控制方法. 发明专利, 公开号: CN103760773A.
- [5] 薛安克, 李海生, 张日东, 张乐, 鲁仁全. 预测函数控制优化的油气水三相分离器油水液面控制方法. 发明专利, 公开号: CN103760927A.
- [6] 薛安克, 李海生, 张日东, 王俊宏, 王建中. 动态矩阵控制优化的油气水卧式三相分离器压力控制方法. 发明专利, 公开号: CN103760931A.
- [7] 张乐, 李海生, 张日东, 吴峰, 邹洪波. 无穷时域优化的批次过程的线性二次容错控制方法. 发明专利, 公开号: CN104102131A.
- [8] 张乐, 李海生, 张日东, 邹洪波, 吴峰. 遗传算法优化的批次过程的线性二次容错控制方法. 发明专利, 公开号: CN104156767A.

### 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).