同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

（专业学位）

在线过程辨识在空调系统中的应用研究

姓　　名：侯丹琳

学　　号：1432538

所在院系：机械与能源工程学院

学科门类：工程

学科专业：动力工程

指导教师：潘毅群 教授

二〇一七年三月

同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to

Tongji University in conformity with the requirements for

the degree of Master

Process Online Identification and Its Application in HVAC System

Candidate: Danlin Hou

Student Number: 1432538

School/Department: College of Mechanical Engineering

Discipline: Engineering

Major: Power Engineering

Supervisor: Prof. Yiqun Pan

March，2017

在线过程辨识在空调系统中的应用研究

侯丹琳

同济大学

学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年　　月　　日

同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，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，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年　　月　　日

摘要

PID 控制器是自动控制系统的基础，其比例系数、积分时间、微分时间的选取直接影响到整个控制系统的控制效果。目前，对于 PID 参数的整定主要有两种方法，一种是基于经验的工程整定法，一种是基于被控对象传递函数的理论计算法。前一种方法的整定效果与整定人员的专业经验紧密相连，而且整定过程常常需要反复调试，所以使用受到限制。而后一种方法则建立在已知被控对象传递函数的基础之上，利用整定公式，算出 PID 控制器的控制参数。

本文以实现 PID 控制器参数自整定为研究目的，首先提出了一种基于 PSO 算法的在线过程辨识方法。通过目标函数的合理选取，这种方法可以简单、快速地辨识出系统的传递函数，准确度较高，且具有鲁棒性。然后，在得到传递函数的基础上，运用 SIMC-PID 参数整定方法，形成 PID 参数自整定算法。为了确保该方法可以应用于实际控制系统，本文给出了稳定状态的判断方法，并且提出了“两步走”的采样周期方式，即先以 1s/次的速度对系统数据进行采样，并进行系统是否进入稳定状态的判断；然后再从开始时刻至系统被认为稳定时段间的数据中抽取一定百分比的数据送入后续过程辨识算法中。这种方式在确保辨识结果准确性的同时，降低了计算负担。最后，为了验证这种 PID 自整定方法的实际使用可行性和整定准确性，作者将其开发成为自整定应用程序并搭建了一个“水模拟-VAV”空调系统实验台。通过对变频水泵和电动调节阀的 PID 控制器参数整定效果来看，本文所开发的基于在线过程辨识的 PID 参数自整定程序具有实际可操作性，并且整定效果良好。

关键词：过程辨识，传递函数，PID 自整定，阶跃响应，稳定判断

ABSTRACT

PID controller is the most basic and significantly important part of an automatic control system. The selection of values of proportionality coefficient, integral time and derivative time of a PID controller directly affects the control effect of the whole control system. At present, there are two main methods to tune PID parameters: one is called engineering tuning method which is based on tuning experience, the other is called theoretical calculation method whose foundation is the transfer function of the controlled object. The tuning results of the former method is closely related to the professional experience of a tuning technician. What's more, the tuning process often needs to be repeated. Therefore, the application of the engineering tuning method is limited. For the latter tuning method, once the transfer function of a controlled object is known, the control parameters of a PID controller can be calculated according to tuning formulas.

In this paper, to realize the self-tuning of parameters of a PID controller, a method of online process identification based on PSO algorithm is proposed. Through the reasonable selection of an objective function, this method can identify the transfer function of a controlled system simply and quickly, at the same time, with high accuracy and strong robustness. On this basis, a PID parameter self-tuning algorithm is built with the application of SIMC-PID parameter tuning method. In order to ensure the method can be used in actual control systems, the author proposes a method to determine the steady state. In the meantime, a novel sampling period called "two steps" sampling period method is put forward, in order to ensure the accuracy of the identification results and reduction of the computational burden. Finally, to verify the feasibility and accuracy of the self-tuning method, the author developed a self-tuning program and built a "water simulation -VAV" air conditioning system experimental platform. From the tuning results of PID controllers of a variable frequency pump and an electric control valve, PID self-tuning method based on online process identification developed in this paper is very practical, and the performance of its tuning ability is good.

Key Words: Process identification, transfer function, PID self-tuning, judgement of steady state

目录

摘要.....I
ABSTRACT.....II
第 1 章 绪论.....1
1.1 课题背景.....1
1.2 研究目的与意义.....2
1.3 国内外研究现状.....3
1.3.1 过程辨识及其应用.....3
1.3.2 PSO 算法发展及应用.....6
1.3.3 PID 参数整定.....7
1.4 研究内容及技术路线.....10
1.4.1 研究内容.....10
1.4.2 技术路线.....11
1.5 本章小结.....13
第 2 章 基于 PSO 算法的过程辨识.....15
2.1 传递函数的介绍.....15
2.1.1 传递函数的定义.....15
2.1.2 确定传递函数的方法.....16
2.2 过程辨识.....17
2.2.1 过程辨识定义.....17
2.2.2 过程辨识分类.....18
2.2.3 过程辨识流程.....18
2.3 待辨识传递函数结构及参数.....19
2.3.1 一阶惯性加纯滞后结构.....19
2.3.2 二阶惯性加纯滞后结构.....20
2.4 常用传递函数辨识方法.....20
2.4.1 两点法.....21
2.4.2 面积法.....21
2.4.3 其他方法.....22
2.5 基于 PSO 的过程辨识方法.....22
2.5.1 PSO 算法简介.....22
2.5.2 目标函数的选择.....23
2.5.3 基于 PSO 算法的过程辨识流程.....25
2.6 辨识能力验证.....26

2.6.1 仿真算例 1.....27
2.6.2 仿真算例 2.....29
2.7 本章小结.....31
第 3 章 基于过程辨识的 PID 参数自整定算法.....32
3.1 PID 控制简介.....32
3.1.1 PID 定义.....32
3.1.2 PID 控制器的基本原理.....33
3.2 常规 PID 整定方法.....34
3.2.1 工程整定法.....34
3.2.2 理论计算法.....37
3.3 PID 参数自整定准备.....41
3.3.1 激励信号的选择.....41
3.3.2 稳定状态的判断.....42
3.3.3 采样周期的选择.....45
3.3.4 降噪处理.....48
3.4 算法流程.....49
3.6 本章小结.....49
第 4 章 PID 自整定算法的实验验证.....51
4.1 实验台设计与搭建.....51
4.1.1 实验台设计.....51
4.2 OPC 技术的应用.....53
4.2.1 OPC 简介.....53
4.2.2 基于 MATLAB 的 OPC 客户端开发.....55
4.3 控制指标的选取.....56
4.3.1 衰减比(Subsidence Ratio) 与衰减率(Damping Decrement).....57
4.3.2 最大动态偏差(Maximum Dynamic Deviation)与超调量 σ.....57
4.3.3 调节时间(Transient Time).....58
4.3.4 稳态误差(Steady-state Error).....58
4.4 自整定程序效果分析.....58
4.4.1 变频水泵.....58
4.4.2 电动调节阀.....60
4.4.3 与人工整定对比.....63
4.5 本章小结.....65
第 5 章 总结与展望.....66
5.1 研究成果.....66
5.2 局限性与工作展望.....66
致谢.....68
参考文献.....70

附录 A 算例 1 仿真程序.....75
附录 B 稳定状态判定证明.....79
附录 C MATLAB OPC 客户端开发程序(以房间 1 为例).....85
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果.....86

第 1 章 绪论

1.1 课题背景

自动控制技术是现代科学文明的标志，在其辉煌发展的六十年间[1]，控制理论在社会和经济发展中都发挥了巨大的作用。从日常生活、工业生产，到国防事业、航空航天，无一不说明自动控制的成就与贡献。

近年来，绿色经济、绿色建筑、绿色环境等概念的提出与其相应技术在实际中的逐渐运用，使得人们对于自动控制技术提出了更高的要求。尤其是伴随着工业 4.0 时代的到来，灵活、稳定、高效、安全的控制技术已成为生产过程高度集成化、自动化的基础。对现有工业生产过程中所使用的自动控制技术的改进成为了一项势在必行的任务，也是进一步提高生产效率的有效途径。

计算机技术的发展虽然使得自动控制技术得到了较快的发展——预测控制、鲁棒控制、自适应控制、神经网络控制等控制技术相继被提出，但是实际调查结果显示，这些技术在生产生活中的使用并不是十分广泛。据相关资料统计，在现今使用的工业控制技术中，PID 控制及其优化技术仍是自动控制领域中的主导控制技术，占 91.2%，不同控制技术具体占比如图 1.1 所示[2]。PID 控制技术虽然为传统控制方法，但是凭借其原理简单、鲁棒性好、可靠性高等优点，仍然在自动控制领域占据主导地位[3,4]。

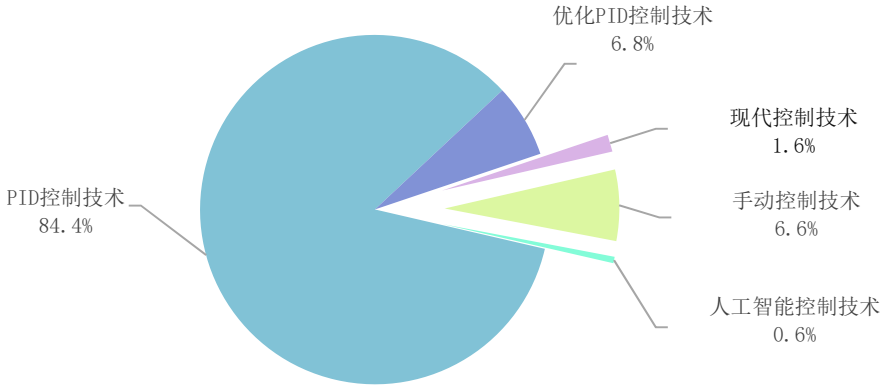


图 1.1 工控领域中不同控制技术应用占比

虽然 PID 控制器在实际使用中得到了广泛的应用，但其使用情况却并不理想。通过对冶金、化工、造纸等行业超过 26000 个控制器的调查发现，其中约 97% 的控制器为 PID 控制器，不过控制回路性能可以被认为是“可接受的”或者“优

秀”的仅仅占 32%[5]。而在另一项对于造纸行业超过 2000 个控制回路的调查中发现，只有 20%的回路工作非常好；在分析回路控制性能差的原因时发现，30%是由于控制器整定规则导致的；30%是由于控制阀门的问题导致的，还有 20%是由于控制系统设置存在问题而导致的[6]。

空调系统作为建筑中的用能大户，如何在不牺牲热舒适性的前提下降低系统能耗，已经成为从业人员的职业追求。而空调系统中的控制系统性能的好坏，在这一追求中扮演主要角色。空调系统中的风机、水泵、调节阀、电加热器等设备常规情况下都采用 PID 控制。PID 参数选取的优劣直接影响到空调系统工作性能的优劣，进而影响到室内人员的热舒适程度和空调系统的能耗。当前，空调系统中的控制系统多为空调专业人员设计，而实际系统的调试、运行和维护工作也多由空调专业人员进行，这样在 PID 参数整定时就会出现问题。由于没有专业的 PID 参数整定背景，使得选取的参数无法使得控制系统稳定、准确的对外界输入进行响应。即使有些系统在投入运行前，控制设备的 PID 参数由专业人员整定，但是一旦工况发生较大变化时，原有的参数可能无法适应新的工况需要重新整定，这样就造成空调系统对于专业控制人员的依赖性。

目前的空调系统，尤其是变风量空调系统，由于其对自动控制系统的要求较高，因此在实际中使用效果非常不理想。由于自动控制水平低下，有些变风量空调系统常年作为定风量空调系统使用，使其无法在人员舒适度和节省能耗方面发挥优势，造成投资浪费。即使是一些处于运行状态的变风量空调系统，也由于 PID 初调试不理想、工作较长时间后没有对控制器进行校正，运行效果也不好。

造成 PID 控制效果不理想的原因主要有两方面：一方面是因为 PID 控制器的参数选取对整定人员的专业素养要求较高，参数选取的好坏直接影响到控制回路的控制性能。而实际生产中 PID 整定人员素质良莠不齐，具备专业控制技术背景并且长期从事控制回路调试的人员十分稀少；另一方面是因为对于像温度这种变化缓慢、长时间才能达到稳定状态的控制回路，很多情况下，由于时间的限制或是工程师耐心的缺失，造成整定效果不理想。因此研究如何在没有专业技术人员的情况下，确定较为准确的 PID 控制参数十分必要。

1.2 研究目的与意义

针对自动控制系统中 PID 参数整定普遍质量不高、整定过程依赖于专业人员这一现状，首先，本文提出一种基于 PSO 算法的在线过程辨识方法。采用这种方法对被控对象建立数学模型时，不涉及到任何有关被控对象的基本知识和特征参数，所以可以在各控制领域中进行应用。并且该辨识方法准确度高，可以做

为基于传递函数的整定方法的使用基础。同时，采用在线过程辨识，为自适应 PID 控制器的研发提供了一些思路。在能够准确辨识被控对象传递函数的基础上，本文提出了一套 PID 参数自整定方法，并将其开发形成应用程序，使得在实际使用过程中，PID 控制器可以在外界控制命令的激发下，自动对 PID 参数进行整定，从而避免对专业人员的依赖，为非专业人员对控制器的参数整定提供了一种有效途径。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 过程辨识及其应用

过程辨识(系统辨识)是一套研究和建立系统数学模型的理论与方法[7]。虽然过程辨识成为学科的时间只有短短几十年间，但是却得到了长足的发展。其理论与应用覆盖了包括物理、生物、气象、计算机、经济、心理等在内的多个社会自然科学领域。尤其在控制理论与自动化技术应用方面，由于其基础是数学模型的建立，所以过程辨识极其重要。

过程辨识、控制理论与状态估计的关系紧密相连，如图 1.2 所示。因为许多控制理论方法和状态估计算法都建立在系统模型结构和参数已知的基础上，所以过程辨识是控制理论和状态估计的基础。对于实际控制问题，系统模型的确定时间往往要占用整个过程的 80%，占整个工程工作量的 80%以上。一旦系统的数学模型得以准确建立，许多现有的控制系统设计分析方法都可以套用。

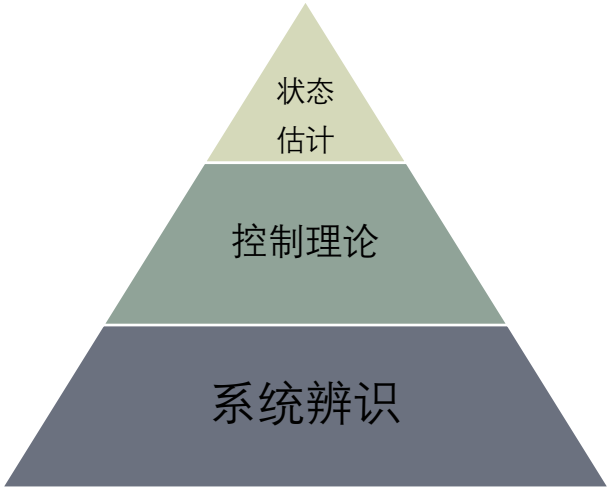


图 1.2 系统辨识、控制理论和状态估计三者之间的关系

丁锋在其系列论文[8-14]中介绍了一些基于理论推导的过程辨识方法。虽然这些方法可以得到很好的辨识结果，但是由于在计算中涉及到逆矩阵的计算，所以

使用这些方法计算负荷大，辨识时间长。而随着智能算法不断的完善，也有一些学者将粒子群(PSO)算法[15-18]，遗传(GA)算法[19-26]，蚁群(ACO)算法[27-30]，神经网络(ANN)算法[31-35]应用到过程辨识的实际使用中。采用人工智能算法进行过程辨识，虽然不如理论推导那样准确，但是因为其计算量小，计算时间短，且可以满足工程精度要求，所以得到了工程上的广泛使用。

张世华等作者[36]在分析了传统遗传算法编码策略、选择策略、交叉变异策略和交叉变异概率选择等环节后，针对其存在的早熟和局部收敛等问题，提出了一种基于多种算子互相补充和交叉变异概率自适应选择的改进遗传算法。通过以一个复杂的数学函数作为测试对象，证明了经其改进后的遗传算法较之传统遗传算法，在全局寻优能力方面有了显著的提高。然后作者将此算法用于热工过程的模型辨识中。仿真结果表明，改进后的遗传算法收敛速度增加，并且不会陷入局部最优解中，对于实际的生产过程具有一定的应用价值。

王立志[37]等人在将传统遗传算法进行改进后，将其用于模型阶次的辨识上。仿真结果表明该遗传算法可以准确无误的辨识出原数学模型的阶次。然后作者将这种方法用于电厂循环硫化床锅炉一次风量与床温的实际传递函数辨识中，实验结果表明采用该方法所得到的辨识模型的输出与原系统输出值存在一定的偏差，说明该算法的辨识结果优劣很大程度上依赖于控制参数的选取，有待于进一步的改进。焦嵩鸣等人[38]则将模糊自适应方法引入到量子遗传算法中以解决旋转变异角相对固定的缺点，然后也将其应用于电厂循环流化床锅炉一次风对床温的传递函数辨识中，得到了良好的仿真效果，证明了该方法具有一定的实用性。

钱磊和雎刚[39]二位学者针对模型辨识中模型阶次难以辨识的问题，提出了一种基于剪枝算法的神经网络算法。该算法对于神经网络中的隐节点和输入节点进行剪枝，以得到较为精简的网络结构，从而确定模型阶次。同时，为了保证辨识准确性，对于输入节点进行剪枝时，采取将输入与输出相隔离的方法。为验证该方法的准确性，作者在 MATLAB/SIMULINK 中搭建了再热减温喷水阀开度变化对再热喷水减温器出口导前气温变化的动态数学模型。仿真结果表明采用剪枝神经网络算法得到的模型与原模型阶次相同，剪枝前后隐节点的数量从原来 15 个降低到 11 个。

郝超和徐志成[40]通过采用一种通过局部最优和全局最优来计算惯性权重的 GLBest-PSO 算法对热工过程模型参数进行辨识。通过和文献[41]中的仿真结果进行比较，证明 GLBest-PSO 算法的辨识能力优于文献[42]所使用的改进遗传算法。

韦根原等人[43]将早熟判断机制和混沌搜索序列引入到基本 PSO 算法中，从而克服粒子群算法在处理高维复杂函数时容易早熟的不足，并且提高其收敛精度和收敛速度。通过该方法对风煤比变化引起空气预热器进口氧量变化的数学模型

的辨识结果可以看出，基本 PSO 算法容易出现早熟现象，无法跳出局部最优解。而混沌粒子群算法可以进行全局搜索，遍历性较高，辨识所得到的参数估计值更接近于实际值，辨识精度更高。

而对于过程辨识在暖通空调系统中的应用，也有学者做了大量研究。这些研究主要分为两部分，一部分是通过过程辨识建立空调设备或系统、空调房间等的数学模型，另一部分则是应用过程辨识对于 PID 参数进行整定。

路立平等人[44]利用阶跃响应辨识方法对某空调房间进行建模。他们通过改变房间设定温度产生阶跃信号，针对一阶惯性加纯滞后系统，采用两点法对其参数进行辨识；而对于高阶惯性加纯滞后系统，则通过输入输出稳态值之比确定稳态增益 K，根据响应曲线脱离起始的无反应阶段确定滞后时间，再寻找不同两点通过联立方程组求得时间常数。通过将仿真结果与房间真实温度变化进行比较，得出高阶惯性加纯滞后系统更适用于空调房间建模。

张泠等人[45]首先采用遗传算法对建筑墙体外表面换热过程进行过程辨识，然后在此基础上对墙体外表面换热系数进行了推导计算。并得出对于南向墙体而言，当风速在 0.95~7.45 m/s 之间进行变化时，其表面换热系数在 12.9~24.5W/(m^2·k)。然后，他们又利用动态系统随机输入、输出的离散差分方程，采用不同的输入输出信号，分别对围护结构表面换热过程建立了单输入、单输出和多输入、单输出的数学模型[46]。但是文中并没有针对所建立的模型给出准确性分析，所以无法对其辨识质量进行评定。

程建杰等人[47]分别采用最小二乘法和遗传算法对围护结构传热系数进行模型辨识。并将两种不同的辨识结果与理论计算稳定值进行比较，发现采用遗传算法得到的结果与理论计算值的误差为 3.4%，而采用最小二乘法得到的结果与理论计算值的误差为 17.4%。说明了采用遗传算法进行辨识的优越性。但是，作者同时也指出，采用遗传算法进行辨识所花费的时间要比采用最小二乘法进行辨识所花费的时间多很多，这是采用遗传算法时需要考虑的一个因素。

针对在一定约束条件下，如温度场、热流密度或能耗事先确定的条件下，建筑围护结构设计中涉及到的各个参数之间的最优配置问题，霍海娥等人[48]对其进行了研究。首先，他们对建筑物墙体参数之间的协同关系建立数学模型，然后应用改进的遗传算法对模型中参数进行辨识，并通过两个算例证明， 该方法可以应用于这类问题。并且指出，该方法同时适用于稳态工况和非稳态工况。与传统理论计算方法相比，这种方法可以快速得到各热工参数的精确值，可以在实际工程中应用。

白建波和张小松[49]针对递推最小二乘算法只能辨识空调系统过程参数而无法辨识滞后时间这一问题，提出了一种基于最速下降法的在线过程辨识方法，使

得过程参数和滞后时间可以同时辨识出来。通过对该算法进行仿真分析，表明该算法具有较高的辨识精度，且性能稳定，鲁棒性高。

王攀藻[50]提出了一种基于阶跃响应法的可以对多输入多输出的系统进行模型辨识的方法，并将其用于 MATLAB/SIMULINK 仿真平台搭建的空调系统上，结果表明该方法准确度高，可应用于实际空调系统中。

变风量空调控制系统具有非线性、时变性、大滞后等特点，针对由这些特点所导致的传统 PID 控制方法和模糊控制方法难以进行有效控制的现象，李浩等人[51]提出了基于史密斯(Smith)预估补偿的模糊 PID 控制方法。该方法可以同时解决时变和时滞的问题。作者在 MATLAB/SIMULINK 仿真平台下分别对传统 PID 控制方法、模糊 PID 控制方法和 Smith－模糊 PID 控制方法建立仿真模型，结果表明 Smith－模糊 PID 控制方法在超调量、调节时间等方面的性质明显优于前两种方法，使得系统具有较快的反应速度和较高的反应精度，对空调系统的全局动态性能的改善提供的帮助。

1.3.2 PSO 算法发展及应用

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization，PSO)是美国心理学家 Kennedy 和电气工程师 Eberhart 在观察发现鸟类搜索食物过程中的群体智能行为后，于 1995 年提出的[52]，后得到了不断的改进和广泛的使用。

PSO 算法与其他进化类算法相似，也采用“群体”与“进化”的概念，同样也是依据个体(微粒)的适应值大小进行操作。所不同的是，PSO 算法不像其他进化算法那样对于个体使用进化算子，而是将每个个体看作是在 n 维搜索空间中的一个没有重量和体积的微粒，空间维度 n 由待优化问题中的变量数决定。PSO 算法采用位置-速度进化模式，每一个粒子的位置相当于待优化问题的一个潜在解，通过比较每一个粒子不同时刻下的目标函数值的大小，找到个体最优粒子；通过比较不同粒子的个体最优粒子的目标函数值，确定全局最优粒子。在考虑了个体最优粒子和全局最优粒子的位置后，采用速度更新公式对每一个粒子的当前位置进行更新，同时更新个体最优粒子和全局最优粒子，使得粒子位置更加接近于最优解。当满足收敛条件或最大迭代步数时，全局最优粒子的位置即待优化问题的最优解。

在基本 PSO 算法的基础上，Shi[53]等人再次改进速度更新公式，引入了惯性因子这一概念，大大提高了 PSO 算法的搜索性能。2005 年，Clerc 和 Kennedy[54]又将压缩因子这一概念引入到速度更新公式中，通过选取合适的算法参数，该方法可以保证 PSO 算法收敛，并且 Eberhart 等[55]给出了相应的算法参数的合适选择方法。

为了防止粒子群提前陷入到局部最优解中，He 等人[56]在速度更新公式中引入了被控聚集项，实现群体内部信息的充分共享，以防止粒子因缺乏足够信息而提前进入局部最优，但是被控聚集项的加入导致算法收敛速度减慢。Monson 等人[57]利用 Kalman 滤波对位置公式进行了更新，在不影响收敛能力的情况下，有效减少了 PSO 算法的迭代次数。

鉴于 PSO 算法的高效性和快速性，它经常被用于寻找其他智能算法的变异因子中。Engelbrecht 等人[58]利用 PSO 算法进行神经元网络的训练。Juang[59]利用 PSO 算法和遗传算法共同设计递归/模糊神经网络模型。Nieto 等人[60]将 PSO 算法应用到 SVM 中进行预测控制。除此之外，由于 PSO 算法的通用性和有效性，它也被广泛的应用于电力、机械、通信化工等领域。尤其是近年来，随着粒子群算法的发展和空调使用人员对能耗和舒适性的要求的提高，PSO 算法也被空调研究人员广泛使用。

蒋红梅等人[61]提出了一种基于粒子群优化算法和神经网络的 PID 参数整定方法。首先他们根据末端风阀开度的变化确定变风量空调系统所需的最小静压设定值。然后利用基于粒子群优化算法的神经网络方法求得 PID 参数，通过调节变频风机的频率使得静压控制在设定值附近。实验结果表明该方法优于基于普通神经网络的 PID 参数控制方法，鲁棒性较好，对于实际使用有一定的意义。

杨晓庆等人[62]将 PSO 算法与自适应相结合，提出了改进 PSO 算法整定 PID 参数的方法。在他们的研究中，依据 PSO 算法中粒子适应度变化的不同情况自适应调整权重，以求充分挖掘群体信息，从而得到质量优良的 PID 整定参数。并且仿真结果表明，采用该方法整定的 PID 控制器控制精度高，调节速度快，并且超调量小。

马少华等人[63]同时将 PSO-CF(带收缩因子的 PSO)和 DPSO-CF(利用差分向量扰乱粒子认知能力的 PSO-CF)运用到变风量空调系统的风阀 PID 整定中。以采用 PSO-CF 方法整定的 PID 参数结果作为对比，发现采用 DPSO-CF 方法时，系统的调节时间可以节约 70%，同时超调量减少了约 75%，尤其是当系统受到扰动时，采用 DPSO-CF 方法的 PID 自适应控制器整定效果更佳优越，被控系统具有良好的动态性能及较强的鲁棒性。

1.3.3 PID 参数整定

PID 控制器产生发展于 1915 到 1940 年间，是迄今为止使用最为广泛的一种控制方法。虽然自 1940 年以后有许多先进的控制方法不断推出，但是 PID 控制器因为其结构简单、易于操作，所以广泛应用于机械、轻工、电力等工业过程控制中。

PID 整定方法根据不同划分标准可以归为以下几类：

1. 根据发展阶段的不同，可以分为 PID 参数常规整定方法和 PID 参数自整定方法；

2. 根据被控对象个数的不同，可以分为单变量 PID 参数整定方法和多变量 PID 参数整定方法；

3. 根据控制量的组合形式的不同，可以分为线性 PID 参数整定方法和非线性 PID 参数整定方法。

为便于读者对本文后续研究的理解，本部分采用第一种分类方法对 PID 参数整定进行介绍。

1.3.1.1 PID 参数常规整定

PID 参数常规整定方法是一种人工进行 PID 参数整定的方法，其主要可以分为两大类：一类是基于经验的参数整定方法，一类是基于模型的参数整定方法。

基于经验的参数整定方法主要依据整定人员的工程经验，依据不同 PID 参数值的情况下，被控系统的表现的不同情况，对 PID 参数反复进行调整，直至满足控制精度。而基于模型的参数整定方法则建立在已知被控对象的数学模型的基础上，采用一些经验公式，通过传递函数中的参数计算求得控制器的比例系数、积分时间和微分时间。这种方法简单易行，一旦知道了系统的传递函数，即使是非专业人员，也可对 PID 控制参数进行整定。

1942 年，首个基于传递函数的 PID 参数整定方法被提出，即 Z-N 法[64]，开启了人们探究 PID 参数整定的研究大门。 Z-N 法根据被控对象(一阶惯性加纯滞后模型)的阶跃响应曲线，确定其模型中的静态增益、时间常数以及滞后时间，再利用相应的经验公式求得 PID 控制器参数。这种整定方法简单易行，但是通常采用这种方法进行整定的 PID 控制器超调量较大，所以还需要对控制器参数进一步调整。在 Z-N 法基础上，CC HUANG 提出了改进的 Z-N 法[65]。这种整定方法与常规 Z-N 法相同，也是基于被控对象的一阶惯性加纯滞后模型，只是整定公式有所不同，但是参数整定的质量却得到了很大提高。这两种整定方法一般用于手工计算和设置控制器初值。Cohen 等人[66]通过配置传递函数主导极点的方式对 PID 参数进行整定，使得闭环系统产生 25%的衰减比，但是该方法不适用于衰减比较小的模型。Lopez[67]则通过积分准则的方式来得到 PID 控制器的参数整定公式，但是这种方法也只适用于一阶惯性加纯滞后系统。

1.3.1.2 PID 参数自整定

PID 参数自整定是实现 PID 参数人工整定过程自动化的一种整定方式。当采用具有 PID 参数自整定功能的控制器时，用户可以通过按动一个按钮或给控制

器发送一个命令，使得控制器中的参数实现自整定[68]。自整定过程无需人工干预，既可以用于简单系统的投运，也可以用于复杂系统的参数预整定，有利于提高生产系统的控制精度和经济效益。

PID 参数自整定主要包含两部分内容，一部分是 PID 参数自动整定(Auto-tuning)，另一部分是 PID 参数在线自校正(Self tuning on-line) [69]。PID 参数在线自校正是在 PID 参数自动整定的基础上，周期性的、或者是当满足一定条件时，系统自动实施 PID 参数整定，以维持预定的控制效果。一般而言，如果被控过程的动态特性是固定不变的，则可以选用只具有 PID 参数自动整定功能的控制器；而如果被控过程为动态时变的，则需要选择具有在线自校正功能的控制器。

PID 参数自整定方法依据所依赖对象的不同，可以分为辨识法和规则法。辨识法与常规整定方法中的依赖于模型的参数整定方法相似，只不过其要求确定被控对象数学模型这一步骤需要自动完成。通常采用辨识法进行 PID 参数自整定的步骤是，首先假定被控对象的模型结构，然后通过在线过程(系统)辨识方法得到模型参数，从而确定被控过程的数学模型。接下来再结合一些基于被控对象数学模型的参数整定公式，综合确定 PID 控制器的参数值。

这类基于辨识的参数自整定方法直观、简单、较容易开发，但是还无法获得较精准的整定效果。这主要是因为这种方法的整定效果依赖于被控对象的数学模型的准确性。而在实际生产过程中，由于噪声、干扰的存在，使得辨识所得到的数学模型中都含有近似的部分，无法做到完全精确，所以难免地会影响到控制精度。

而随着科学技术和计算机技术的发展，以及人工智能算法的不断完善，越来越多的学者将人工智能算法应用到 PID 参数自整定中，形成了基于规则的 PID 参数自整定方法。这类方法的实质是实现了基于经验的人工整定的自动化，其代表是专家 PID 控制器、模糊 PID 控制器以及神经网络控制器。

专家 PID 控制器[70]是一种利用专家经验设计 PID 参数的控制方式。这种控制器的参数整定主要基于被控对象的基本特性和各种控制规律，因此无需建立准确的被控对象数学模型，是一种直接型专家控制器。建立专家 PID 控制器，首先要根据专家知识选取出能够反映被控对象基本特征的特征参数，将其存入专家知识库中；然后将控制过程中实时采集的数据或根据这些数据计算出的参数，存入知识库中；通过将测试数据或所计算参数与专家知识给出的合理情况做对比，根据某种推理机制，计算得出 PID 控制器的参数，并且通过不断迭代计算，最终得到满意的控制效果。专家 PID 控制器的控制能力与预先设定的参数值紧密相连，如果这些基于经验知识的设定值不够合理的话，则无法达到预期的控制效果。目前，专家 PID 控制器已在多个工业控制系统中应用[71-74]。

模糊 PID 控制器[75]是一种将模糊算法应用到 PID 参数整定中的控制器，包括传统 PID 控制器和模糊模块两部分。这种控制器的设计思路主要是：首先运用模糊数学的相关理论和方法，把专业操作人员或是专家的整定经验和相关技术总结为模糊规则模型，然后将其存入计算机知识库中，再根据实际系统的响应情况，运用模糊推理方法，实现 PID 参数的自动整定。模糊 PID 控制器除单独使用于工业控制系统中外，有时也会和专家系统一起作用于被控对象[76]。

神经网络控制器与模糊 PID 控制器类似，所不同是的采用神经网络替代了模糊算法[77]。根据系统的运行状态，运用神经网络算法，计算出比例系数、积分时间和微分时间，将其送入到传统的 PID 控制器中去。

基于规则的 PID 参数自整定系统对模型的要求较少，主要依赖于由控制知识转化而成的整定规则对参数进行整定，所以采用这种方法开发 PID 自整定控制程序时，需要开发者具有丰富的参数整定经验以及反馈控制理论知识。一旦开发者理论知识储备和实际整定经验不足，难以开发出具有优良控制性能的 PID 参数自整定控制器。

1.4 研究内容及技术路线

1.4.1 研究内容

针对工业控制系统中 PID 参数整定效果不理想及其过于依赖专业整定人员这一现象，本文提出了一种 PID 自整定方法，并将其开发成 PID 自整定程序，以供实际生产生活中使用。本文的主要研究内容如下：

第二章：基于 PSO 算法的过程辨识

为了不限制使用对象和不要求专业背景，首先将传递函数设为一阶惯性加纯滞后模型和二阶惯性加纯滞后模型，然后采用阶跃响应辨识法，结合 PSO 算法，对不同阶次待辨识模型中的特征参数进行辨识。通过两个仿真算例的辨识结果可以看出，基于 PSO 算法的过程辨识方法简单快速，辨识准确度高，并且具有鲁棒性。

第三章：基于过程辨识的 PID 参数自整定算法

在利用第二章所提出的在线过程辨识方法得到被控对象的传递函数的基础上，利用 SIMC-PID 参数整定方法，对 PID 控制器中的比例系数、积分时间、微分时间进行整定。考虑到该算法的实际使用性，计算时间，计算准确度等因素，提出了判断实际系统进入稳定状态的条件；同时提出了先采用小步长读取系统数据，判断是否到达稳定，再抽取一定百分比的数据送入辨识过程进行计算这一方法。本章还讨论了激发信号的选取以及对于系统噪声的处理方式。

第四章：PID 自整定算法的实验验证

将第三章中提出的 PID 参数自整定算法开发为自整定程序，并且利用 OPC 技术，使其可以应用于实际控制系统中。为了验证该程序的可适用性和整定准确性，搭建了“水模拟-VAV”空调系统实验台，对其中的变频水泵、电动调节阀进行 PID 参数自整定，并与人工整定结果进行对比。实验结果表明，该程序可以应用于实际控制系统，并且整定效果良好，可以满足工程控制要求。

第五章：总结与展望

本章阐述整篇论文的主要结论，并对研究工作的不足和尚未完善的工作进行展望。

1.4.2 技术路线

根据上述研究内容，确定本文的研究路线，如图 1.3 所示。

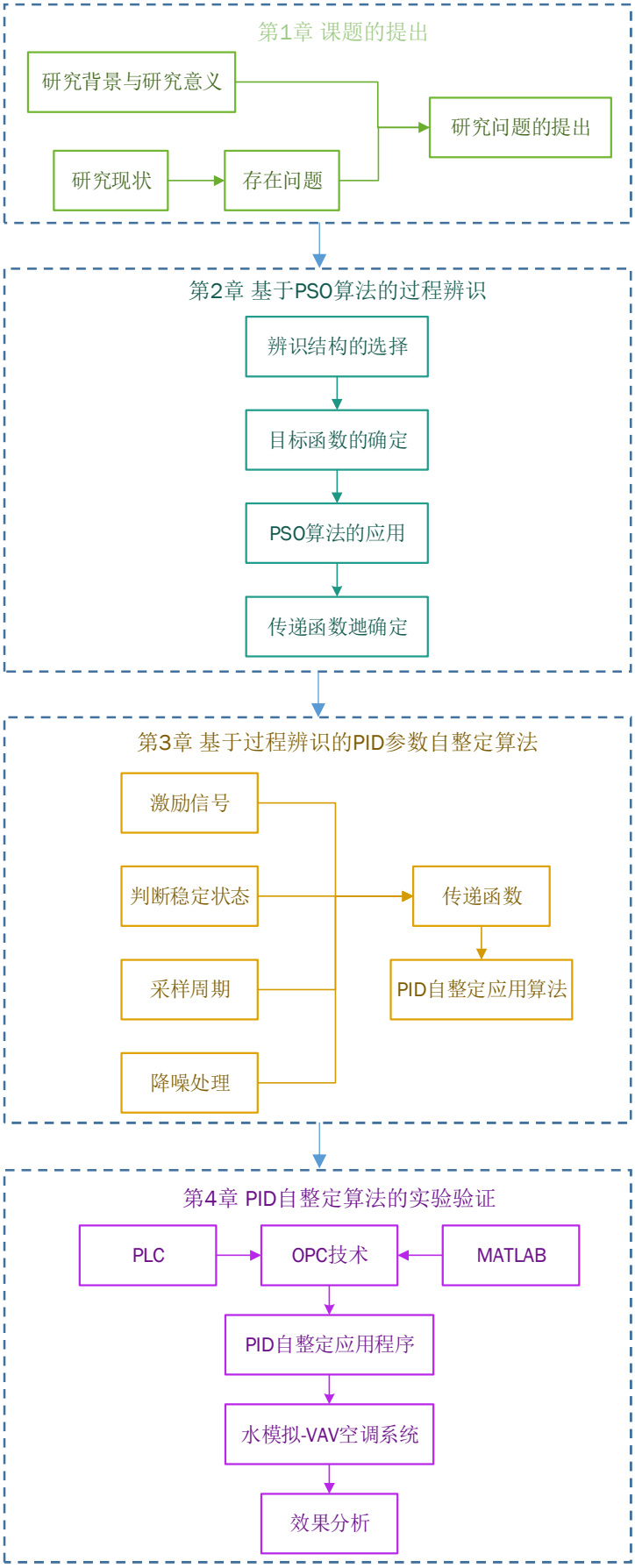

第1章 课题的提出
研究背景与研究意义
研究现状
存在问题
研究问题的提出
第2章 基于PSO算法的过程辨识
辨识结构的选择
目标函数的确定
PSO算法的应用
传递函数迪确定
第3章 基于过程辨识的PID参数自整定算法
激励信号
判断稳定状态
采样周期
降噪处理
传递函数
PID自整定应用算法
第4章 PID自整定算法的实验验证
PLC
OPC技术
MATLAB
PID自整定应用程序
水模拟-VAV空调系统
效果分析

图 1.3 技术路线示意图

1.5 本章小结

本章首先介绍了本文的研究背景和意义；然后，对过程辨识及其在应用、PSO 算法发展及其应用以及 PID 参数自整定这三方面内容进行了国内外研究现状总结；最后，提出了本文的研究问题，介绍了本文的研究内容和技术路线。

第 2 章 基于 PSO 算法的过程辨识

控制效果的好坏直接影响到实际系统的使用性能和能源消耗。好的控制系统应该能够在较短时间内又好又快地响应用户需求，对于外界引起的系统波动具有鲁棒性。对于 PID 控制来说，其控制效果的好坏主要依赖于比例系数、积分时间以及微分时间这三个参数。目前，PID 参数的整定方法主要有两种，一种是工程整定法 (试凑法)，一种是基于传递函数的理论计算法[78]，如图 2.1 所示。通常情况下，大多数工程都采用第一种整定方法。这种方法依赖于工程人员的技术水平和丰富的工程经验，对参数整定人员的专业素养要求较高。而在实际生产过程中，很多厂家没有专业的自控人员，当生产条件发生变化的时候，无法自行实现 PID 参数的重新设定。而基于传递函数的 PID 参数整定方法的控制效果常常优于第一种，但是往往却因为无法获得实际生产过程中的准确的传递函数而受到限制。所以，如何获得较为准确的传递函数具有很大的研究价值。而求取系统传递函数的过程，其实就是过程辨识过程。

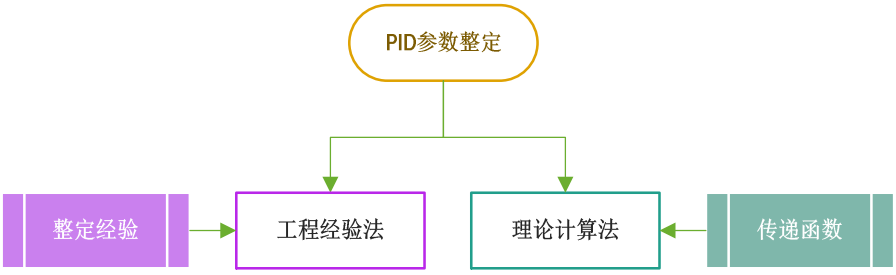


图 2.1 PID 参数整定分类

2.1 传递函数的介绍

2.1.1 传递函数的定义

虽然微分方程可以十分准确地描述控制系统的运动规律，但是其计算过程繁琐，计算量大，并且由它所表示的输入输出关系不明显。所以，将拉普拉斯变换应用于微分方程中，将微分方程转变为一个代数方程，从而简单明了地表述输入与输出之间的关系。传递函数就是在这个过程中产生的，并且已成为自动控制领域中最常使用的数学模型。传递函数的定义为：在零初始条件下，输出量的拉普拉斯变换与输入量的拉普拉斯变换之比。即：

$$\text{传递函数}G\left(s\right)=\frac{\text{输出量的拉普拉斯变换}}{\text{输入量的拉普拉斯变换}}=\frac{C\left(s\right)}{R\left(s\right)} \tag{2.1}$$

其中，零初始条件是指输入量在 0 时刻之后才开始作用于系统，且输入量与输出量及其各阶导数在 0 时刻均为零。这种情况在实际物理系统中可以理解为：系统已处于稳定平衡状态，若没有外界干扰，系统的状态将不会发生改变。

一般情况下，如果系统的输入量为 r(t)，输出量为 y(t)，并且系统可由下列微分方程表示：

$$\begin{aligned}&a_n\frac{d^n}{dt^n}y\left(t\right)+a_{n-1}\frac{d^{n-1}}{dt^{n-1}}y\left(t\right)+\cdots+a_1\frac{d}{dt}y\left(t\right)+a_0y\left(t\right)\\&=b_m\frac{d^m}{dt^m}r\left(t\right)+b_{m-1}\frac{d^{m-1}}{dt^{m-1}}r\left(t\right)+\cdots+b_1\frac{d}{dt}r\left(t\right)+b_0r\left(t\right),\\&n\geq m\end{aligned} \tag{2.2}$$

零初始条件下，对上式两边同时进行拉普拉斯变换，得

$$\begin{aligned}&a_ns^nY\left(s\right)+a_{n-1}s^{n-1}Y\left(s\right)+\cdots+a_1sY\left(s\right)+a_0Y\left(s\right)\\&=b_ms^mR\left(s\right)+b_{m-1}s^{m-1}R\left(s\right)+\cdots+b_1sR\left(s\right)+b_0R\left(s\right),\ n\geq m\end{aligned} \tag{2.3}$$

即

$$\begin{aligned}&\left(a_ns^n+a_{n-1}s^{n-1}+\cdots+a_1s+a_0\right)Y\left(s\right)\\&=\left(b_ms^m+b_{m-1}s^{m-1}+\cdots+b_1s+b_0\right)R\left(s\right),\ n\geq m\end{aligned} \tag{2.4}$$

根据传递函数的定义，有

$$G\left(s\right)=\frac{Y\left(s\right)}{R\left(S\right)}=\frac{b_ms^m+b_{m-1}s^{m-1}+\cdots+b_1s+b_0}{a_ns^n+a_{n-1}s^{n-1}+\cdots+a_1s+a_0},\ n\geq m \tag{2.5}$$

上式为传递函数的一般表达式。

传递函数的具体形式取决于系统自身的结构和参数，其代表了系统的固有特性，与输入量、扰动量等外部因素无关。

2.1.2 确定传递函数的方法

确定传递函数的方法主要可以分为三种：解析法、测试法、混合法。

2.1.2.1 解析法

解析法确定传递函数就是根据被控对象中实际发生的物理、化学过程，写出相关的方程式，从中获得被控对象的传递函数。使用这种方法求取传递函数要求对发生过程具有十分清晰、深入的了解。实际系统中，被控对象发生的变化过程可能非常复杂，或无法对其掌握清晰的了解，给解析法确定传递函数造成了困难。

2.1.2.2 测试法

测试法在将被控对象作为黑箱的前提下，通过激发信号的输入使得系统在动态过程中表现出自身特性，然后将输入输出实测数据进行某些数学处理，从中得到被控对象的传递函数。测试法确定被控对象传递函数一般比解析法简单易行。但被控对象的动态特性只有在处于动态时才能表现出来，所以为了获得被控对象的传递函数，必须使其处于被激励的状态，通常对被控对象施加一个阶跃信号或脉冲信号。

2.1.2.3 混合法

混合法介于解析法与测试法之间，其主要做法有两种：一种是先通过解析方法分析出模型的结构形式，然后通过测试法确定模型中的各个参数值；另一种方法是对于过程中一些比较熟悉的部分采用解析法建立数学模型，而对于过程中不熟悉的部分采用测试法建立模型，然后将两者结合起来，构成整个过程的数学模型。

由于解析法和混合法都要求对被控对象有一定的了解，而本文的研究目的是开发出一套针对任何人员都可以使用的 PID 参数自整定程序，所以对于传递函数的求解方法需采用测试法。

2.2 过程辨识

本文所提出的 PID 参数自整定方法是一种在已知系统传递函数的基础上对 PID 参数进行整定的方法。如何在线获得能够准确描述所控制系统的特性的传递函数是该方法的难题。对控制系统求得其传递函数的过程即为过程辨识过程。

2.2.1 过程辨识定义

过程辨识是一种获取系统模型的有效手段，并且已经获得了非常深入的研究。过程辨识就是在不依赖于系统的任何基本特性和属性的前提下，只根据实验得到的输入输出数据，来构造一个过程模型。该过程模型可以近似代表被测系统特性。辨识过程中不需要过程的先验知识，系统被认为是一个“黑箱”，根据外部激励及其系统响应等实验信息来辨识“黑箱”的内部机理。

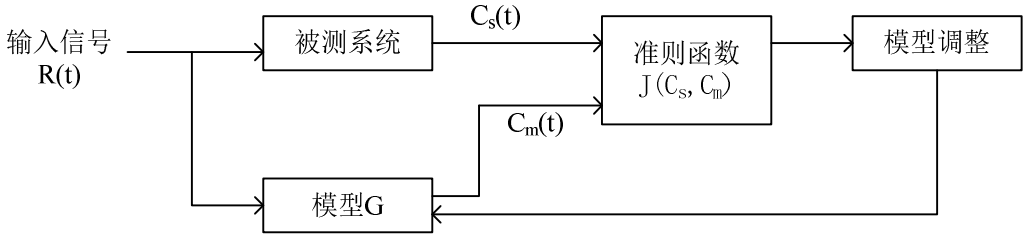


图 2.2 辨识问题方框图

2.2.2 过程辨识分类

过程辨识方法根据不同判断标准，可以有不同种类的划分，通常采用以下几种划分方式：

1. 根据被辨识过程的线性情况的不同，可以分为线性过程辨识和非线性过程辨识；

2. 根据被辨识过程的输入输出个数不同来划分,可分为单变量过程辨识和多变量过程辨识；

3. 根据实验数据的采集方式不同进行划分，可分为在线过程辨识和离线过程辨识：其中，在线辨识就是在过程正常运行的条件下，对采集到的数据进行辨识；而离线辨识就是中断过程的正常运行后，按照设计好了的经验模型进行特定的试验；

4. 根据实验方式不同还可分为开环辨识和闭环辨识：开环辨识就是在对系统不施加任何控制的情况下，对过程参数进行辨识；而闭环辨识就是辨识的时候，系统存在控制作用。

由于在线过程辨识可以在系统正常运行下进行，整个辨识过程对系统运行无干扰，所以本文采用在线过程辨识方法进行被控对象传递函数的求取。

2.2.3 过程辨识流程

对于实际的工业自动控制系统，其中绝大部分可以被看成线性连续控制系统。对于这种系统进行辨识的一般过程为：确定模型结构、设计控制信号、进行辨识实验、计算辨识参数、检验辨识结果[79]。

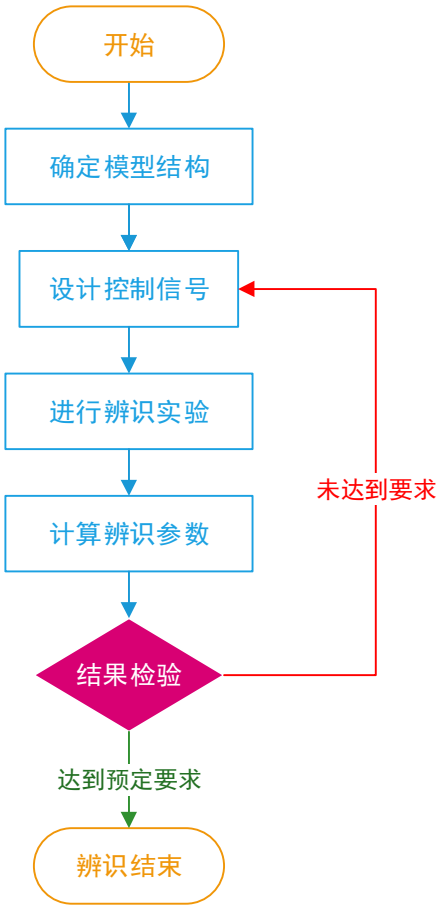


图 2.3 线性系统辨识流程图[79]

2.3 待辨识传递函数结构及参数

实际过程中被控对象的传递函数较为复杂，往往为四阶惯性及以上高阶惯性模型[80]，对如此复杂的模型进行系统辨识时间成本和计算成本较高。对于大多数的辨识系统来说，待辨识模型的阶次都会事先假定[81]。典型的工业过程的传递函数结构通常被近似认为一阶惯性加纯滞后或二阶惯性加纯滞后结构[82-83]。

2.3.1 一阶惯性加纯滞后结构

对于一阶惯性加纯滞后结构，其传递函数可表示为：

$$G\left(s\right) = \frac{k}{\left(\tau s + 1\right)} e^{-\theta s} \tag{2.6}$$

式中，k 为静态增益；

τ 为时间常数；

θ 为滞后时间。

当采用单位阶跃信号作为输入信号时，其输出可表示为：

$$C_m\left(s\right) = R\left(s\right) \times G\left(s\right) = \frac{1}{s} \times \frac{k}{\left(\tau s + 1\right)} e^{-\theta s} \tag{2.7}$$

将其进行拉普拉斯反变换后可确定其时域内的输出函数为：

$$C_m\left(t\right) = \begin{cases} 0, t < \theta \\ k\left[1 - e^{-\frac{t-\theta}{\tau}}\right], \quad t \geq \theta \end{cases} \tag{2.8}$$

此时，辨识参数为k、τ和θ。

2.3.2 二阶惯性加纯滞后结构

对于二阶惯性加纯滞后模型，其传递函数为：

$$G\left(s\right) = \frac{k}{\left(\tau_1 s + 1\right)\left(\tau_2 s + 1\right)} e^{-\theta s} \tag{2.9}$$

式中，k为静态增益；

τ_1、τ_2为时间常数；

θ为滞后时间。

当采用单位阶跃信号作为输入信号时，其输出可表示为：

$$C_m\left(s\right) = R\left(s\right) \times G\left(s\right) = \frac{1}{s} \times \frac{k}{\left(\tau_1 s + 1\right)\left(\tau_2 s + 1\right)} e^{-\theta s}, \quad \tau_1 \neq \tau_2 \tag{2.10}$$

将其进行拉普拉斯反变换后可确定时域内模型 G 的输出函数为：

$$C_m\left(t\right) = \begin{cases} 0, t < \theta \\ k \times \left[1 + \frac{\tau_1 \tau_2}{\tau_2 - \tau_1} \times \left(\frac{1}{\tau_2} e^{-\frac{t-\theta}{\tau_1}} - \frac{1}{\tau_1} e^{-\frac{t-\theta}{\tau_2}}\right)\right], \quad t \geq \theta \end{cases}, \quad \tau_1 \neq \tau_2 \tag{2.11}$$

此时，辨识参数为k、τ_1、τ_2和θ。

本文在对系统传递函数进行辨识时，为了避免需要根据专业知识确定被控对象的辨识结构，一阶惯性加纯滞后结构与二阶惯性加纯滞后结构同时采用，最后选取辨识结果更为优秀的结构及此结构下所得到的的辨识参数作为系统最终确定的传递函数。

2.4 常用传递函数辨识方法

常用的传递函数辨识方法都是基于一阶加纯滞后结构给出，主要有以下几种方法：

2.4.1 两点法[84]

当待辨识系统可以采用一阶惯性加纯滞后模型近似时，其静态增益 K 可表示为：

$$K=\frac{y\left(\infty\right)}{A} \tag{2.12}$$

其中，$y\left(\infty\right)$表示阶跃响应的稳态值，A 表示阶跃输入幅值。

标准化的系统输出 $y\left(t\right)$与时间 t 的关系可用下表表示。

表 2.1 不同时刻对应的系统输出

$y\left(\infty\right)$/%	28.4	39.3	55	59.3	63.2	77.7	86.5
t	$\tau/3+\theta$	$\tau/2+\theta$	$0.8\tau+\theta$	$0.9\tau+\theta$	$\tau+\theta$	$1.5\tau+\theta$	$2\tau+\theta$

其中τ 表示过程的时间常数，θ 表示滞后时间。

取 t_1、t_2 两点分别为过程阶跃响应达到稳定值 28.4%和 63.2%的时间点，通过 t_1、t_2 则可以计算出过程的时间常数和滞后时间。

$$\tau=1.5\left(t_2-t_1\right) \tag{2.13}$$

$$\theta=0.5\left(3t_1-t_2\right) \tag{2.14}$$

2.4.2 面积法[85]

使用上一小节所介绍的两点法对可近似表示为一阶惯性加纯滞后结构的系统进行辨识虽然过程简单，但是由于所用公式中只涉及到阶跃响应达到稳定值 28.4%和 63.2%的时间点，致使这种方法对这两个点依赖性较高，参数辨识结果对外界干扰非常敏感。而面积法由于是通过系统阶跃响应曲线的面积对参数进行辨识，所以可以较好的解决噪声敏感带来的问题。

该方法中求取静态增益的方法与式(2.12)相同。下面通过面积求取平均驻留时间 T_{ar}。

$$\begin{aligned}T_{ar}&=\frac{A_0}{K}=\frac{\int_0^t\left[y\left(\infty\right)-y\left(t\right)\right]dt}{K}\\&=\frac{\int_0^\theta y\left(\infty\right)dt-\int_\theta^\infty\left[y\left(\infty\right)-y\left(t\right)\right]dt}{K}\\&=\frac{\int_0^\theta Kdt-\int_\theta^\infty\left\{1-\left[1-e^{-(t-\theta)/t}\right]\right\}dt}{K}\\&=\tau+\theta\end{aligned} \tag{2.15}$$

面积 A_1 可由下式计算

$$A_1 = \int_0^{T_{ar}} y(t)dt = \int_0^{\tau} K\left[1 - e^{-(t-\theta)/\tau}\right]dt = K\tau e^{-1} \tag{2.16}$$

τ 和 θ 的估算值为

$$\tau = \frac{eA_1}{K} \tag{2.17}$$

$$\theta = T_{ar} - T \tag{2.18}$$

面积法虽然降低了对噪声的敏感度，但是其测试时间跨度较大，并且只适用于一阶惯性加纯滞后系统。

2.4.3 其他方法

以上介绍了一阶惯性加纯滞后结构的辨识方法，工业中很多控制系统都可近似为这种结构并加以辨识。但是由于一阶惯性加纯滞后模型中没有震荡，所以当阶跃响应曲线发生震荡时无法利用上述方法加以解决，此时需要将被控对象近似认为二阶惯性加纯滞后结构。

邱亮[86]在其论文中提出了新型简单阶跃响应辨识方法、最小二乘辨识方法和基于遗传算法的最小二乘法辨识方法。但是其所提出的方法中的滞后时间和静态增益都是通过阶跃响应曲线求得，这就要求进行离线过程辨识，难免会对生产过程造成一定的影响。并且这些方法对噪声比较敏感，只适用于噪声较小的场合。

2.5 基于 PSO 的过程辨识方法

以上介绍的几种传递函数辨识的方法的共性是都要求对被控对象具有一定的理论认识，即辨识前需要首先确认该被控对象可近似使用哪种模型进行辨识，然后再针对不同的模型选取相对应的辨识方法。并且这些方法都需采用离线辨识方式。本文所提出的基于 PSO 的过程辨识方法则没有对模型阶次的限定，即无需在辨识前了解被控对象近似阶次，直接对该对象同时进行一阶惯性加纯滞后结构系统辨识和二阶惯性加纯滞后结构系统辨识，然后选取辨识结果较为优秀的一种结构及其参数作为最终辨识结果。

2.5.1 PSO 算法简介

在工程设计和理论计算领域中，许多人们遇到的问题最后都可以被归结为优化问题。为了解决各种各样的优化问题，人们先后提出了许多优化算法，包括蚁群算法、退火算法、神经网络算法等等。粒子群算法(Particle Swarm Optimization，PSO)是近年来被提出并且被广泛使用的一种智能优化算法。自 1995 首次被提出

以来，它一直被不断修改进化，并已被成功应用于各个领域。

设

$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{in})$ 为微粒 i 的当前位置；

$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{in})$ 为微粒 i 的当前飞行速度；

$P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \cdots, p_{in})$ 为微粒 i 所经历的最好位置，也就是微粒 i 所经历过的具有最好目标函数适应值的位置，称为个体最佳粒子。对于最小化问题，目标函数值越小，粒子的优化性能越好。

为了讨论方便，设 $f(X)$ 为最小化的目标函数，微粒 i 的当前最好位置 P_i 由下式确定：

$$P_i(t) = \begin{cases} P_i(t-1), 若 f[X_i(t)] > f[P_i(t-1)] \\ X_i(t), 若 f[X_i(t)] < f[P_i(t-1)] \end{cases} \tag{2.19}$$

设群体中的微粒数为 s，群体中所有微粒所经历过的最好位置为 P_g，称为全局最优粒子。则

$$\begin{aligned} P_g(t) &\in \{P_0(t), P_1(t), \cdots, P_s(t) | f[P_g(t)]\} \\ &= \min\{f[P_0(t)], f[P_1(t)], \cdots, f[P_s(t)]\} \end{aligned} \tag{2.20}$$

有了以上定义，基本微粒群算法的进化方法可描述为[87][88]：

$$\begin{aligned} v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] \\ + c_2 r_{2j}(t)[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \end{aligned} \tag{2.21}$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \tag{2.22}$$

其中：ω 代表惯性因子，下标“j”表示微粒的第 j 维，“i”表示微粒 i，t 表示第 t 代，c_1、c_2 为加速常数，通常在 0~2 间取值，r_1~U（0,1），r_2~U（0,1）为两个相互独立的随机函数。

从上述微粒进化方程可以看出，c_1 调节微粒飞向自身最好位置方向的步长，c_2 调节微粒向全局最好位置飞行的步长。为了减少在进化过程中，微粒离开搜索空间的可能性，v_{ij} 通常限定于一定范围内，即 $v_{ij} \in [-v_{\max}, +v_{\max}]$。

2.5.2 目标函数的选择

目标函数是 PSO 优化算法和对象沟通的基本桥梁，是 PSO 算法中十分重要的组成部分。该函数的选择可以反映使用者对优化对象和优化目的的掌握程度。优质的目标函数应以优化目标为导向，准确反映不同解决方案的质量。在 PSO 优化算法中，目标函数值的大小是衡量各微粒质量好坏的唯一标准。每一个粒子通过各时间步长下目标函数值的大小来寻找个体最优，而整个群体中，则是通过比

较不同最优个体的目标函数值，来确定全局最优个体。如何选取目标函数是确定各微粒质量好坏的基础。

在热工过程中，通常采用对象阶跃响应输出与模型阶跃响应输出序列的误差平方和作为目标函数[89-90]。也有作者为了提高精度采取将误差放大后的函数作为目标函数[91-92]。文献[93]则选择采用标称化的目标函数。

在统计学中，方差是度量随机变量和其数学期望(即均值)之间的偏离程度的物理量，是各个数据与平均数之差的平方和的平均值。标准差是方差的平方根，方差和标准差都是衡量数据波动大小的量，方差或标准差越大，波动越大；反之，方差或标准差越小，波动越小。标准差和变量的计算单位相同，比方差清楚，因此很多时候我们分析的时候更多的使用的是标准差[94]。在本文中，理想情况下，通过 PSO 算法得到的传递函数中的待辨识参数质量越好，模型输出结果曲线应该和原系统理想情况下(即无噪声情况时)的输出曲线重合度越好。反之，如果模型 G 的输出结果曲线与原系统理想情况下输出曲线有较大偏差，则说明该辨识结果不理想。

重合度较高的两条曲线应有如下特性：①两条曲线对应点的数值大小应该较为接近；②相同距离内，两条线段的斜率值大小应该接近。

综合以上考虑，借鉴统计学中对标准差的定义，在此，我们对本文 PSO 算法中所使用的输出值标准差S_{value}和斜率标准差S_{slope}的概念定义如下：

$$S_{value} = \sqrt{\frac{\sum_{t=0\times t_f}^{t_n\times t_f}\left(C_s\left(t\right)-C_m\left(t\right)\right)^2}{t_n-1}} \tag{2.23}$$

$$S_{slope} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1\times t_f}^{t_n\times t_f}\left(K_s\left(t\right)-K_m\left(t\right)\right)^2}{t_n-2}} \tag{2.24}$$

式中，$K_s\left(t\right)$为$t-t_f$时间段内系统斜率值；

$K_m\left(t\right)$为$t-t_f$时间段内模型 G 的斜率值。

$K_s\left(t\right)$与$K_m\left(t\right)$的计算公式为：

$$K\left(t\right)=\frac{C\left(t\right)-C\left(t-t_f\right)}{t_f} \tag{2.25}$$

本文定义适应度函数如下：

$$F=S_{value}\times S_{slope} \tag{2.26}$$

2.5.3 基于 PSO 算法的过程辨识流程

本文所提出的基于 PSO 算法的过程辨识流程如下：

1. 设定 PSO 算法参数：设定学习因子 c_1 和 c_2、最大迭代次数 N、粒子的维数 D，惯性权重 ω 采用从 0.9 线性递减到 0.4 的设置方式；
2. 初始化种群：随机产生 n 个微粒的初始位置和初始速度，微粒的位置即为模型 G 的传递函数中待估计的四个参数；
3. 计算模型输出值、评估微粒性能：根据步骤 2 初始化生成的微粒位置计算模型输出值，并根据式(2.26)计算种群中每一个微粒的目标函数适应度值；将当前所有微粒的位置存于 P_i 中，将所有 P_i 中性能最优的个体的位置存储于 P_g 中；
4. 根据式(2.21)和式(2.22)更新粒子的速度和位置；
5. 计算模型输出值，评价种群所有微粒；
6. 比较种群中每个微粒当前目标函数适应度值与其 P_i 的目标函数适应度值，若当前目标值更优，则用微粒的当前位置和目标值更新其 P_i；
7. 比较当前所有 P_i 和 P_g 的目标值，更新 P_g；
8. 检验是否符合结束条件，如果符合，则停止迭代；否则转至步骤 4。

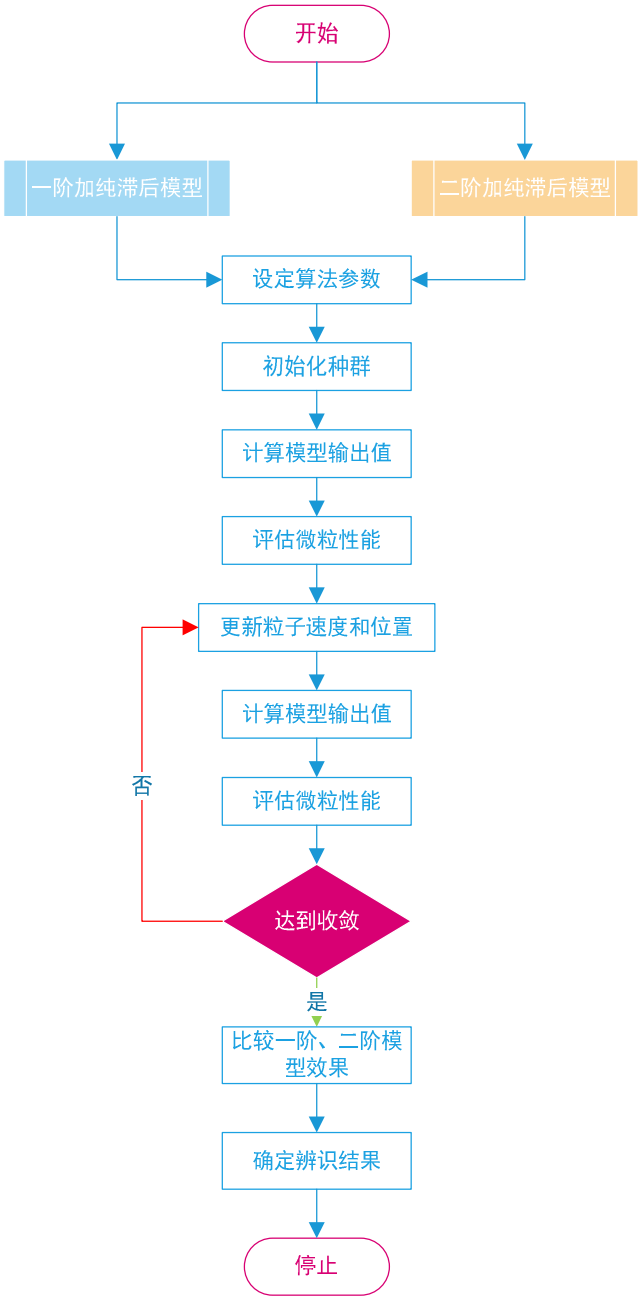


图 2.4 基于 PSO 的过程辨识流程

2.6 辨识能力验证

为测试基于 PSO 优化算法的辨识方法的可行性与准确性，本文将在 MATLAB 上对其性能进行验证。

首先，为模拟实际系统的输出数据，利用 EXCEL 生成一组基于标准阶跃信号和高阶传递函数的输出数据，该数据为系统理想情况下的输出值。考虑到实际系统中噪声的存在，为了体现其对被控系统输出的影响，故在理想输出数据基础

上，随机增加 5%的噪声值，用以模拟实际系统的输出值。利用实际系统输出值作为基础，通过 PSO 辨识方法得到的传递函数，在标准阶跃信号作用下，会产生模型输出值。所辨识出的传递函数越准确，模型输出值应该越接近理想系统输出值，此两种系统的输出曲线重合度越高。

2.6.1 仿真算例 1

系统模型为四阶惯性无滞后模型：

$$G(s)=\frac{5}{(5s+1)(10s+1)(20s+1)(30s+1)} \tag{2.27}$$

在时间步长为 10s，步数为 20、单位阶跃信号作为输入信号的情况下，系统产生的无噪声输出数据 C_s 和有噪声输出数据 C_{s-n} 如表 2. 1 所示：

表 2.1 算例 1 系统输出值(无噪声 C_s 和有噪声两种 C_{s-n})

t	0	10	20	30	40	50	60
C_s	0.00	0.03	0.28	0.77	1.40	2.06	2.66
C_{s-n}	0.000	0.034	0.290	0.746	1.389	2.107	2.703
t	70	80	90	100	110	120	130
C_s	3.18	3.61	3.95	4.22	4.42	4.57	4.69
C_{s-n}	3.107	3.635	3.784	4.323	4.405	4.441	4.517
t	140	150	160	170	180	190	200
C_s	4.77	4.83	4.88	4.91	4.94	4.95	4.97
C_{s-n}	4.536	4.607	5.120	5.134	4.821	5.019	4.966

PSO 算法的参数设置为：$c_1=c_2=1.4962$，最大迭代次数为 200，初始种群数为 40，粒子维数 D=4，惯性权重 ω 从 0.9 线性递减到 0.4[95]。利用带噪声组数据 C_{s-n} 作为目标函数中的输入数据，利用无噪声组数据 C_s 作为模型输出值 C_m 的对比数据。

采用式(2.16)作为目标函数时，采用一阶惯性加纯滞后模型进行拟合，所得拟合公式为：

$$G(s)=\frac{5.18}{(48.66s+1)}e^{-23.9s} \tag{2.28}$$

此时系统输出值均方差(以无噪声组数据 C_s 为基础)为 0.0027。

采用二阶惯性加纯滞后模型进行拟合，所得拟合公式为：

$$G(s) = \frac{5.06}{(38.27s+1)(18.63s+1)} e^{-11.1s} \tag{2.29}$$

此时系统输出值均方差(以无噪声组数据C_s为基础)为 0.0021。

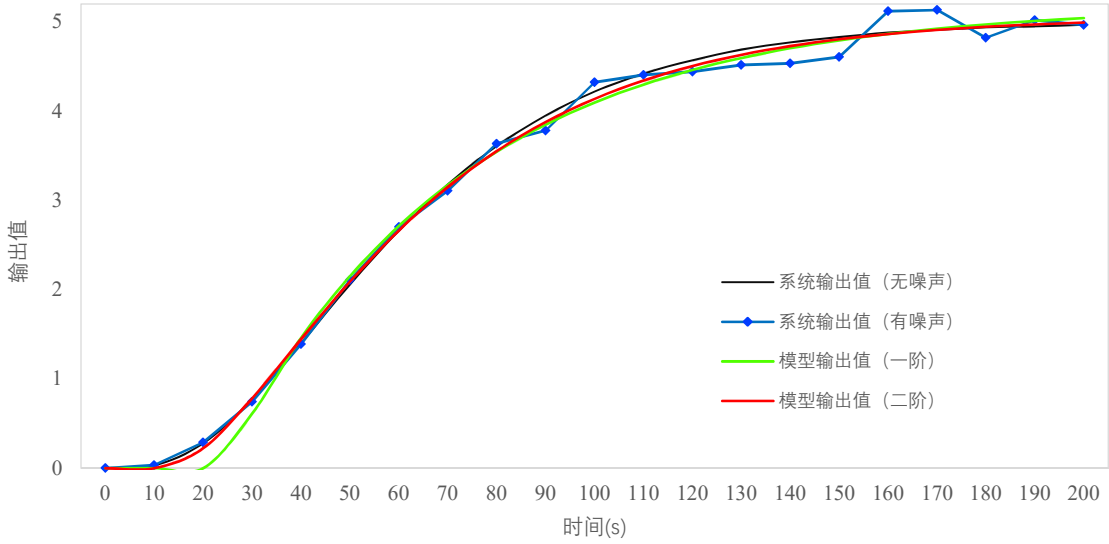


图 2.5 不同辨识结构的传递函数曲线(算例 1)

因为采用二阶惯性加纯滞后模型拟合结果好于一阶惯性加纯滞后模型，故最终确定的系统传递函数采用式(2.29)的形式。粒子群迭代过程如下图所示。仿真程序见附录 A。

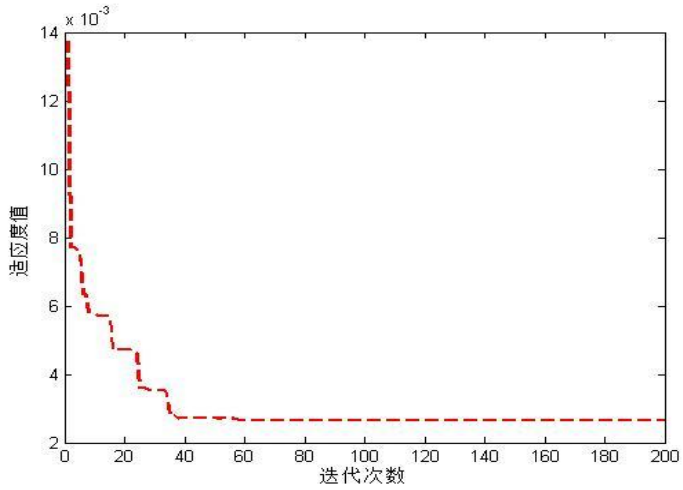


图 2.6 一阶惯性加纯滞后结构 PSO 算法迭代收敛图(算例 1)

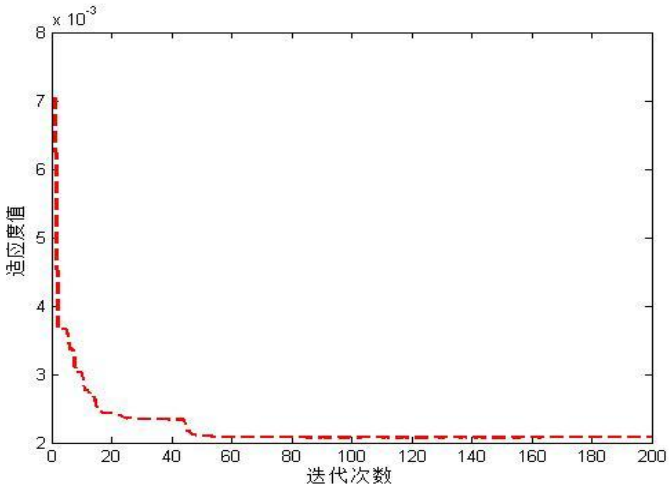


图 2.7 二阶惯性加纯滞后结构 PSO 算法迭代收敛图(算例 1)

2.6.2 仿真算例 2

系统模型为四阶惯性无滞后模型：

$$G(s) = \frac{2.4}{(0.6s+1)(2s+1)(7s+1)(20s+1)} \tag{2.30}$$

在时间步长为 5，步数为 20、单位阶跃信号作为输入信号的情况下，系统产生的无噪声输出数据 C_s 和有噪声输出数据 C_{s-n} 如表 2.2 所示：

表 2.2 算例 2 系统输出值(无噪声 C_s 和有噪声两种 C_{s-n})

t	0	5	10	15	20	25	30
C_s	0.00	0.06	0.31	0.63	0.96	1.24	1.48
C_{s-n}	0.00	0.06	0.31	0.64	0.97	1.26	1.53
t	35	40	45	50	55	60	65
C_s	1.68	1.83	1.96	2.05	2.13	2.19	2.24
C_{s-n}	1.70	1.87	2.03	2.00	2.21	2.18	2.33
t	140	150	160	170	180	190	200
C_s	2.27	2.30	2.32	2.34	2.35	2.36	2.37
C_{s-n}	2.20	2.42	2.21	2.43	2.39	2.24	2.37

PSO 算法的参数设置与算例 1 相同。利用带噪声组数据 C_{s-n} 作为目标函数中的输入数据，利用无噪声组数据 C_s 作为模型输出值 C_m 的对比数据。

采用式(2.16)作为适应度函数时，采用一阶惯性加纯滞后结构进行拟合，所

得拟合公式为：

$$G\left(s\right)=\frac{2.43}{\left(22.78s+1\right)}e^{-7.5s} \tag{2.31}$$

此时系统输出值均方差(以无噪声组数据C_s为基础)为 0.0017。

采用二阶惯性加纯滞后结构进行拟合，所得拟合公式为：

$$G\left(s\right)=\frac{2.36}{\left(14.95s+1\right)\left(11s+1\right)}e^{-1.89s} \tag{2.32}$$

此时系统输出值均方差(以无噪声组数据C_s为基础)为 0.0014。

因为采用二阶惯性加纯滞后结构拟合结果好于采用一阶惯性加纯滞后结构时的拟合结果，故最终确定的系统传递函数采用式(2.32)的形式。

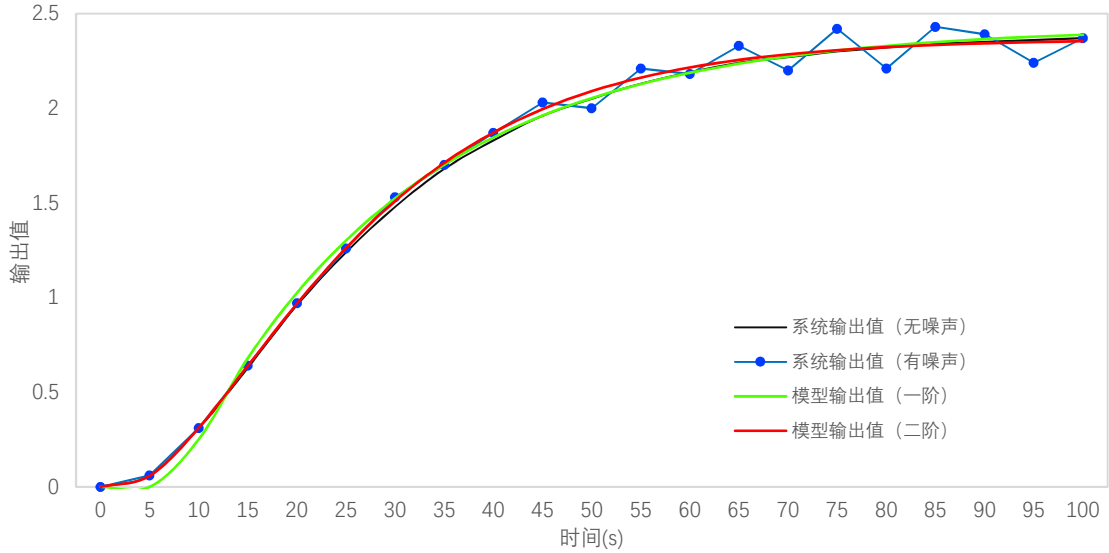


图 2.6 不同辨识结构的传递函数曲线(算例 2)

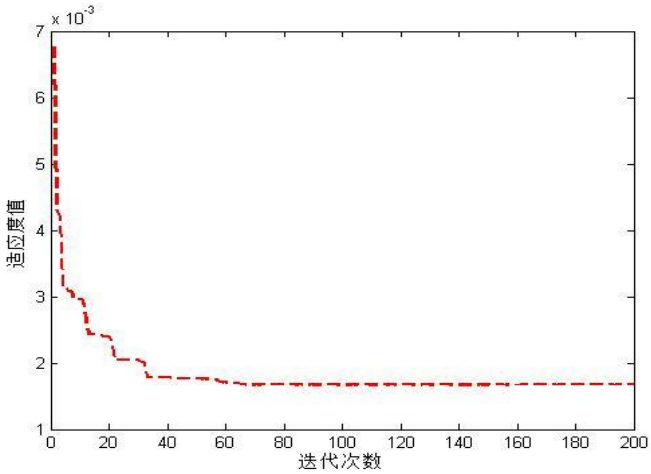


图 2.7 一阶惯性加纯滞后结构 PSO 算法迭代收敛图(算例 2)

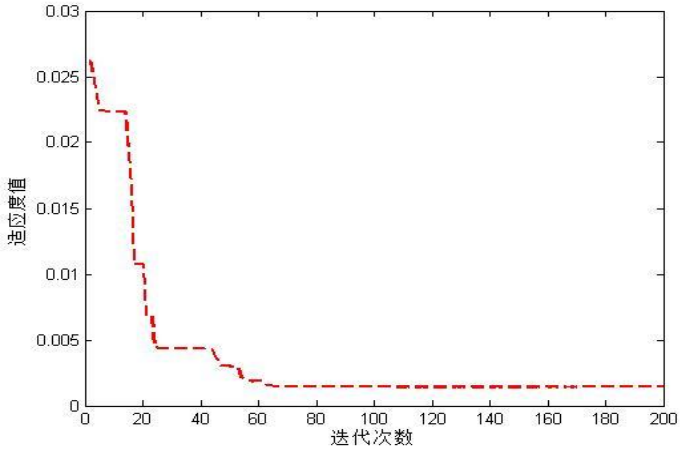


图 2.8 二阶惯性加纯滞后结构 PSO 算法迭代收敛图(算例 2)

以上两个仿真算例结果表明，基于 PSO 算法的过程辨识方法可以得到较为准确的系统传递函数，该辨识方法避免了常规辨识方法中逆矩阵的使用，具有过程简单，计算速度快，寻优效果好等优点，可以将该方法用于实际自动控制系统的传递函数辨识中。

2.7 本章小结

本章首先对传递函数进行了介绍，并指出对实际控制系统进行传递函数求取的过程即为过程辨识。然后在介绍了过程辨识的相关知识的基础上，提出了一种基于 PSO 算法的过程辨识方法，可以应用于传递函数的确定。该方法与现有常规确定传递函数的方法相比，无需提前利用经验知识确定系统阶次，并且可以实现在线过程辨识。并且通过两个仿真算例的结果可以看出，本文所提出的辨识方法过程简单、计算量小，且辨识结果准确度高，对噪声的扰动不敏感，可以应用到实际工程中。

第 3 章 基于过程辨识的 PID 参数自整定算法

3.1 PID 控制简介

虽然随着计算机科学和技术的发展，许多新的控制算法不断涌现，但是 PID 控制仍然是自动控制领域中应用最广泛的一种控制方式。PID 控制的主要优点是：①原理简单，使用方便；②适用范围广泛，适应性强；③控制品质对被控对象的特性变化不敏感，鲁棒性强。

3.1.1 PID 定义

PID 控制是一种对偏差的比例、积分和微分的综合控制方式[96]。常规系统 PID 控制框图如图 3.1 所示。

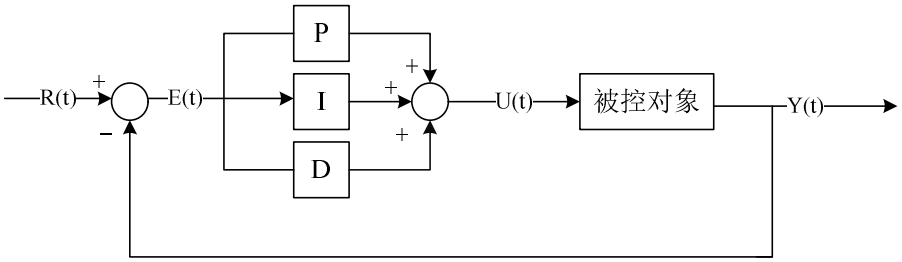


图 3.1 PID 控制器结构图

PID 控制的计算方程为：

$$u\left(t\right) = K_p\left[e\left(t\right) + \frac{1}{T_i}\int_0^t e\left(t\right)dt + T_d\frac{de\left(t\right)}{dt}\right] \tag{3.1}$$

式中，$e\left(t\right)$ 为误差信号；

K_p 为比例增益(也称为放大倍数)；

T_i 为积分系数；

T_d 为微分系数。

将式(3.1)进行拉普拉斯变换后得到其传递函数形式为：

$$G_c\left(s\right) = K_p\left[1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s\right] \tag{3.2}$$

PID 控制效果较为理想。但是实际工程中 PID 控制器的使用情况并不十分理想，这主要是因为 PID 控制器中有三个参数需要确定，而这些参数对被控系统响

应性能的影响较为复杂，有的性能指标之间相互制约，使得 PID 参数整定比较繁琐费事。

3.1.2 PID 控制器的基本原理

一个完整的 PID 控制器由比例、积分和微分三部分构成。其中比例控制是指控制器的输出 $u(t)$ 与误差信号 $e(t)$ 之间成比例关系，即

$$u(t) = K_p \times e(t) \tag{3.3}$$

需要注意的是，系统输出 $u(t)$ 实际上是其初始值 u_0 的增量。因此，当 e=0 时，u=0 并不表示控制器没有输出，而是表示此时 u=u_0。当系统产生偏差时，控制器的比例调节发挥作用以减少偏差。比例作用增大可以加快系统的调节速度，减小偏差，但是应当注意，当比例作用过大时，会导致系统稳定性下降，产生震荡。且单独使用比例控制器时，虽然结构简单、响应快速，但是会有静态误差的存在，所以对于复杂的控制环境，单一的比例控制器无法满足控制性能的要求。

在控制行业中，大多数控制器生产厂家习惯用比例带 δ 表示控制器输入和输出之间的关系：

$$u(t) = \frac{1}{\delta} \times e(t) \tag{3.4}$$

比例带越大，相应的比例系数越小，控制器对偏差的灵敏度越高。

积分控制是指控制器的输出 $u(t)$ 与误差信号 $e(t)$ 的积分成比例关系，其主要用于消除系统的稳态误差。当系统误差为 0 时，积分控制器的输出保持不变。积分时间的大小直接决定积分作用的强弱，积分时间越大，积分作用越小，反之，则积分作用越大。在积分控制中，系统输出与被调量以及误差的当前值无关，这意味着被控对象在受到扰动下的调节过程结束后，被调量无残差，这是积分控制的一大优点。但是系统中加入积分调节会值得其稳定性降低，影响其动态响应特性，导致系统动态响应变慢。

微分控制是指控制器的输出 $u(t)$ 与误差信号 $e(t)$ 的微分成比例关系。如果说比例控制关注的是“现在”，积分控制处理的是“过去”，那么微分控制则作用于“将来”。这是因为微分控制与偏差的变化速度(包括大小和方向)有关，所以能够预测偏差的变化趋势，从而抑制偏差的进一步增大。但是对于实际控制器而言，由于其一定范围的不灵敏区的存在，当偏差以控制器不能察觉的速度发生变化时，控制器没有输出，在经过一定时间的积累之后，系统偏差达到很大的数值而得不到纠正，这是实际工程中不允许的。所以微分控制无法单独使用，只能与其它控制方式混合使用，起到辅助控制的作用。

将以上三种控制方式进行单独或组合使用，使得实际 PID 控制器的主要类型可以分为：P 控制器、PI 控制器、PD 控制器和 PID 控制器。其中 P 控制器是一种最简单的 PID 控制器，相当于一个放大器。由于其稳态误差的存在，所以只在一些对控制性能要求不高的场合中使用。PI 控制器中由于既包含比例控制、又包含积分控制，所以其具有快速抵消干扰、最终消除残差的功能，主要用于改善系统的稳态性能。PD 控制器是在比例作用的基础上增加微分作用，可以提高系统的动态性能，加快误差的消除速度。而对于 PID 控制器而言，其比例作用可以减小稳态误差，积分作用可以消除稳态误差，微分作用可以增加控制器的响应速度和动态特性，所以相比于前面三种控制器，可以达到最好的控制效果。

3.2 常规 PID 整定方法

在确定使用 PID (P、PI、PD) 控制方法之后，选择控制器比例系数 K_p 、积分时间常数 T_i 和微风时间常数 T_d 的过程称为 PID 参数整定。控制系统整定的实质就是通过改变控制器中的各个参数使得控制器的特性与被控对象达到尽可能好的配合，从而改善系统动态特性和静态特性，达到最佳的控制效果。

控制器参数整定的方法有很多，归纳起来可以分为两大类，一类是工程整定法，一类是理论计算法。

3.2.1 工程整定法

工程整定法是一种在理论基础上通过实践经验总结出来的方法。这种方法直接在控制系统中对控制器参数进行整定，方法较为简单。但是由于采用这种方法时，整定人员通过调节 PID 参数使得现场控制系统输出达到满意效果，所以十分依赖于整定人员的专业水平。这种方法通常适用于专业人员使用。

3.2.1.1 稳定边界法

稳定边界法使用时要求系统闭环控制，其整定步骤如下：

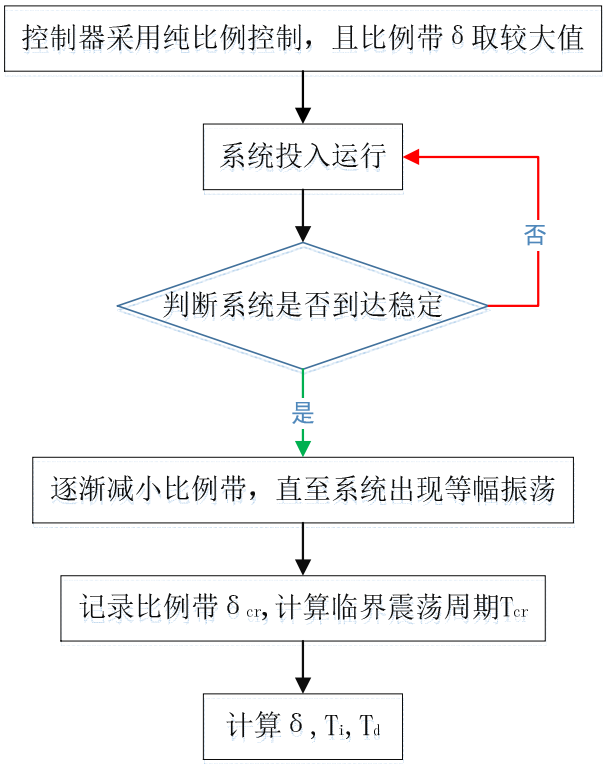


图 3.2 稳定边界法整定步骤

其中计算 δ、T_i、T_d 的公式如表 3.1 所示。

表 3.1 稳定边界法参数整定计算公式

	δ	T_i	T_d
P	$2\delta_{cr}$	—	—
PI	$2.2\delta_{cr}$	$0.85T_{cr}$	—
PID	$1.67\delta_{cr}$	$0.50T_{cr}$	$0.125T_{cr}$

值得注意的是，采用此方法时，控制系统应当在线性区内工作，否则不能根据此时的数据进行参数整定。此外，该方法不适用于哪些不允许被控对象进入临界震荡状态的系统，以及那些采用 P 控制器时系统本质稳定，不可能进入临界震荡状态的系统。

3.2.2.2 衰减曲线法

该方法与稳定边界法相似，通常是在某一衰减比(通常为 4:1 或 10:1)下，利用设定值扰动的衰减振荡实验数据，根据相应经验公式，求取控制器的整定参数。其整定步骤如下：

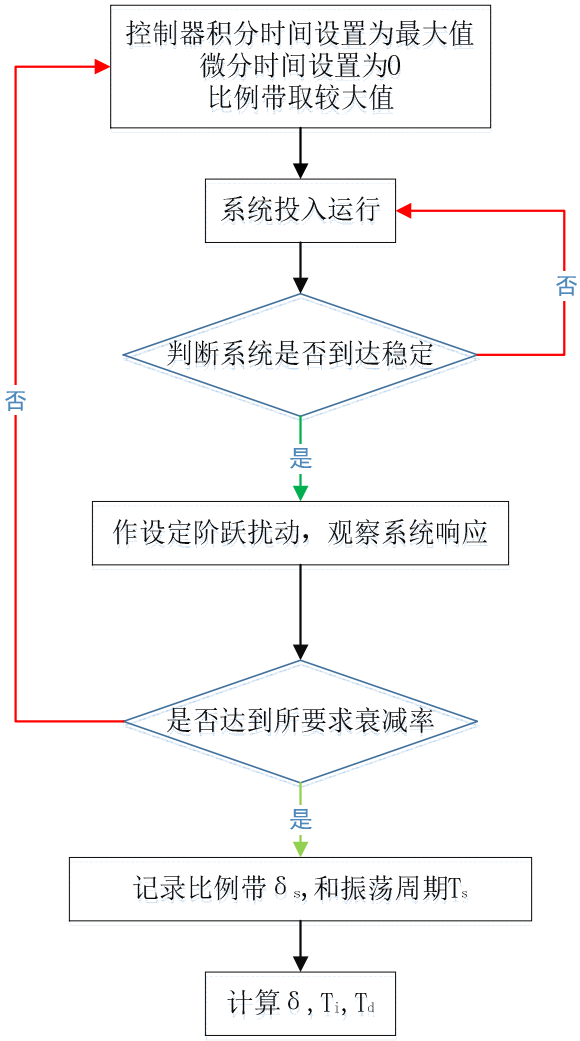


图 3.3 衰减曲线法整定步骤

计算 δ、T_i、T_d 的公式如表 3.2 所示，其中 T_s 表示在衰减比为 4:1 时，系统达到第一个波峰与第二个波峰之间的时间间隔；T_r 表示在衰减比为 10:1 时，系统从设定值加入扰动开始直至出现第一个波峰的时间。

表 3.2 衰减曲线法参数整定计算公式

		δ	T_i	T_d
衰减率 ψ=0.75	P	δ_s	-	-
	PI	$1.2\delta_s$	$0.5T_s$	—
	PID	$0.8\delta_s$	$0.3T_s$	$0.1T_s$
衰减率 ψ=0.90	P	δ_s	-	-
	PI	$1.2\delta_s$	$2T_r$	-
	PID	$0.8\delta_s$	$1.2T_r$	$0.4T_r$

除以上两种方法外，一些文献也给了 PID 控制器参数的工程整定经验数据，具体数值可参照下表：

表 3.3 PID 工程经验整定参考表[97]

	K_p	T_i	T_d
温度	1.6~5	180~600	3~180
压力	1.4~3	24~180	-
液位	1.2~5	60~300	-
流量	1~2.5	6~60	-

3.2.2 理论计算法

理论计算法是一种基于被控对象传递函数的整定方法。该方法中，在已知被控对象传递函数的前提下，根据一定的要求和法则，如根轨迹法和频率特性法等，对控制器的参数进行整定。这种方法求得的参数的准确性依赖于被控对象传递函数的准确性。如果被控对象的传递函数准确度不高，则计算所得的控制器参数无法直接使用，还需要在现场进行修改、调整。

3.2.2.1 动态特性参数法

这类方法在开环情况下，以被控对象的控制通道阶跃响应为基础，根据一些经验公式求得控制器的最佳参数。该方法要求广义对象的阶跃响应曲线必须用一阶惯性加纯滞后结构表示，即：

$$G\left(s\right) = \frac{K}{Ts+1}e^{-\tau s} \tag{3.5}$$

否则根据计算所得到的整定参数只能作为系统预估值。

动态特性参数法中调节器动作规律可表示为：

$$u\left(t\right) = K_p\left[1+\frac{1}{T_i s}+T_d s\right]\times e\left(t\right) \tag{3.6}$$

这种方法最早由 Ziegler 和 Nichols 提出，称为 Z-N 法[64]。其整定公式为：

$$K_p = \frac{1.2K}{TL} \tag{3.7}$$

$$T_i = 2L \tag{3.8}$$

$$T_d = 0.5L \tag{3.9}$$

式中 K 与 L 的求法如图 3.4 所示。

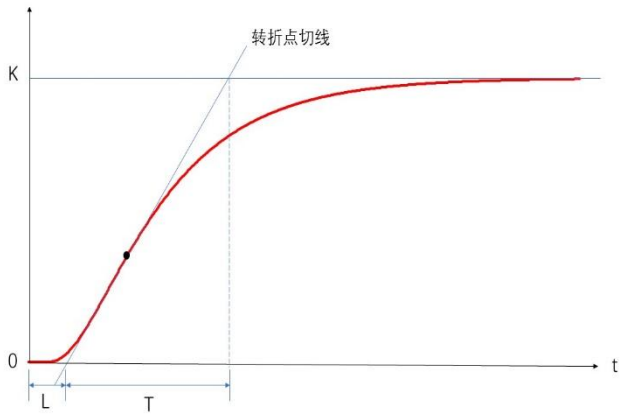


图 3.4 S 型响应曲线

后来经过许多研究者的努力，Z-N 法得到了很大改进，并总结出相应的计算控制器控制参数的整定公式。在这些公式中，衰减率 ψ=0.75 被作为系统的性能指标。

Cohen-Coon 整定法[66]是动态特性参数法中应用最为广泛的一种，其整定公式为：

1. P 控制器

$$K_pK = \left(\frac{\tau}{T}\right)^{-1} + 0.333 \tag{3.10}$$

2. PI 控制器

$$K_pK = 0.9 \times \left(\frac{\tau}{T}\right)^{-1} + 0.082 \tag{3.11}$$

$$\frac{T_i}{T} = \left[3.33\frac{\tau}{T} + 0.3\left(\frac{\tau}{T}\right)^2\right] \Big/ \left[1 + 2.2\frac{\tau}{T}\right] \tag{3.12}$$

3. PID 控制器

$$K_pK = 1.35 \times \left(\frac{\tau}{T}\right)^{-1} + 0.27 \tag{3.13}$$

$$\frac{T_i}{T} = \left[2.5\frac{\tau}{T} + 0.5\left(\frac{\tau}{T}\right)^2\right] \Big/ \left[1 + 0.6\frac{\tau}{T}\right] \tag{3.14}$$

$$\frac{T_d}{T} = 0.37\frac{\tau}{T} \Big/ \left[1 + 0.2\frac{\tau}{T}\right] \tag{3.15}$$

其中，K、τ、T 是式 3.2 中的参数。

随着计算机科技的快速发展，动态特性参数法中除了以衰减率作为系统的性能指标外，如下几种误差积分值

绝对误差的积分 (IAE)：$\int_0^\infty |e(t)|dt$

误差平方和积分(ISE)：$\int_0^\infty e^2(t)dt$

绝对误差矩积分(ITAE)：$\int_0^\infty t|e(t)|dt$

也开始作为系统性能指标。在此基础上形成的控制器最佳参数整定公式如下式所示：

$$\begin{cases} KK_p = A\left(\dfrac{\tau}{T}\right)^{-B} \\ \dfrac{T_i}{T} = C\left(\dfrac{\tau}{T}\right)^{D} \\ \dfrac{T_d}{T} = E\left(\dfrac{\tau}{T}\right)^{F} \end{cases} \tag{3.16}$$

公式中常数如下表所示。同时为了便于比较，Z-N 法的整定参数的计算公式中的常数同时在表中列出。

表 3.4 Z-N 及 IAE、ISE、ITAE 指标的调节器参数整定公式

性能指标	调节规律	A	B	C	D	E	F
Z-N	P	1.000	1.000	—	—	—	—
IAE		0.902	0.985	—	—	—	—
ISE		1.411	0.917	—	—	—	—
ITAE		0.904	1.084	—	—	—	—
Z-N	PI	0.900	1.000	3.333	1.000	—	—
IAE		0.984	0.986	1.644	0.749	—	—
ISE		1.305	0.959	2.033	0.736	—	—
ITAE		0.859	0.977	1.484	0.680	—	—
Z-N	PID	1.200	1.000	2.000	1.000	0.500	1.000
IAE		1.435	0.921	1.139	0.749	0.482	1.137
ISE		1.495	0.945	0.917	0.771	0.560	1.006
ITAE		1.357	0.947	1.176	0.738	0.381	0.995

3.2.2.2 SIMC-PID 整定方法

2001 年 Sigurd Skogestad 提出了一种新的 PID 参数整定方法（SIMC-PID）[98]。通过将该方法与 Ziegle-Nichols (ZN) 整定方法、Tyreus-Luyben 改进 Z-N 整定方法[99]、回归整定方法[100]等其它 PID 整定方法[101-102]进行比较，证明了 SIMC-PID 参数整定方法可以得到更加理想的整定效果，所以本文中选用此种方法进行 PID 参数整定。其具体计算方法如下[98]：

对于二阶惯性加纯滞后系统：

$$G(s) = \frac{k}{(\tau_1 s + 1)(\tau_2 s + 1)} e^{-\theta s} \tag{3.17}$$

当$\tau_1 \le 8\theta$时：

$$\begin{cases} K_p = \dfrac{0.5}{k}\dfrac{\tau_1 + \tau_2}{\theta} \\ T_i = \tau_1 + \tau_2 \\ T_d = \dfrac{\tau_2}{1 + \dfrac{\tau_2}{\tau_1}} \end{cases} \tag{3.18}$$

当$\tau_1 \ge 8\theta$时：

$$\begin{cases} K_p = \dfrac{0.5}{k}\dfrac{\tau_1}{\theta}\left(1 + \dfrac{\tau_2}{8\theta}\right) \\ T_i = 8\theta + \tau_2 \\ T_d = \dfrac{\tau_2}{1 + \dfrac{\tau_2}{8\theta}} \end{cases} \tag{3.19}$$

采用该方法进行 PID 参数整定时，如计算所得$T_i = \infty$，此时为比例-微分(PD)控制，如$T_d = 0$，此时为比例-积分(PI)控制。

此外，一阶惯性加纯滞后系统可以认为是二阶惯性加纯滞后系统$\tau_2 = 0$时的特殊形式，即：对于一阶惯性加纯滞后系统：

$$G(s) = \frac{k}{(\tau_1 s + 1)} e^{-\theta s} \tag{3.20}$$

当$\tau_1 \le 8\theta$时：

$$\begin{cases} K_p = \dfrac{0.5}{k}\dfrac{\tau_1}{\theta} \\ T_i = \tau_1 \\ T_d = 0 \end{cases} \tag{3.21}$$

当$\tau_1 > 8\theta$时：

$$\begin{cases} K_p = \dfrac{0.5}{k}\dfrac{\tau_1}{\theta} \\ T_i = 8\theta \\ T_d = 0 \end{cases} \tag{3.22}$$

值得注意的是，在求取被控对象阶跃响应的时候，应该将执行机构包括在被控对象内。否则只要执行机构的传递函数不等于 1，就会导致所求得的控制器整定参数有较大误差。

3.3 PID 参数自整定准备

3.3.1 激励信号的选择

在过程辨识中，输出数据依赖于输入数据的变化而变化。因此，如何选择合适的输入函数，使得输出信号能够提供大量有用且易于提取的过程信息是十分重要的。

过程辨识中常用到的典型输入函数有：阶跃信号、脉冲信号(矩形或随机)、正弦波信号、继电器信号、白噪声信号和伪随机二进制序列信号等。在实际工程中，由于阶跃信号的产生不需要特殊的设备(通常可以人工产生阶跃信号)，比较容易实现，且经由阶跃输入信号产生的输出函数为系统传递函数的倍数(当输入函数为单位阶跃函数时，输出函数等于传递函数)，故其经常被选择作为输入信号。

采用阶跃信号测取系统响应的方法很简单，其具体步骤为：①将系统开环，等待被调量进入稳定状态；②对被控对象施加一个阶跃信号，并且以一定的时间间隔测量被调量的变化，直到系统到达新的稳定状态。在实际测试时有很多需要注意的地方，例如不能因为测试而对系统的正常工作造成太大的干扰，尽量排出其他随机干扰，避免系统非线性的影响等。为了得到较为可靠的测试结果，进行阶跃响应测试时应该注意以下几点：

1. 测试过程中应该合理选择阶跃信号的幅度。一方面，阶跃信号应选择的足

够大，保证过程响应比噪声水平大且易于观察。另一方面，阶跃信号又应该尽可能小，避免对过程造成不必要的冲击且保持过程的动态是线性的。

2. 测试开始前一定要确保被控对象已经处于稳定工作状态，测试期间应尽可能避免扰动。

3. 由于实际被控对象是非线性的，测试过程应选取不同负荷，在被调量的不同设定值下多次进行。即使在同一负荷和被调量的同一设定值下，也应该正向和反向扰动下进行多次测试，以求全面掌握被控对象的动态特性。

4. 在测试过程中应该充分考虑执行机构传递函数的影响。如有可能，应尽量将执行机构包括在被控对象一并进行测试，如图 3.5 所示。图中的控制器由调节器和执行器构成。

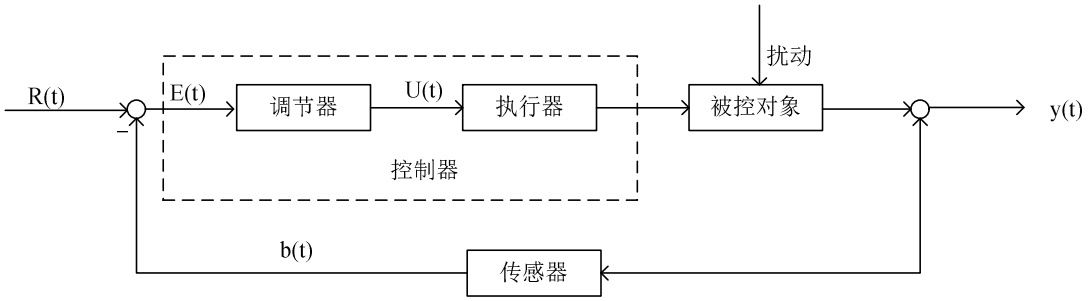


图 3.5 反馈控制系统

3.3.2 稳定状态的判断

本文所选用的开环状态下的阶跃响应法需要确保在测试开始前被控对象已处于稳定状态，并且在收集观测数据的时候，系统应尽可能避免其他偶然性扰动，否则采集的数据不能反映真实的系统动态信息，如图 3.6 所示，从而使得整定参数具有较大的误差。

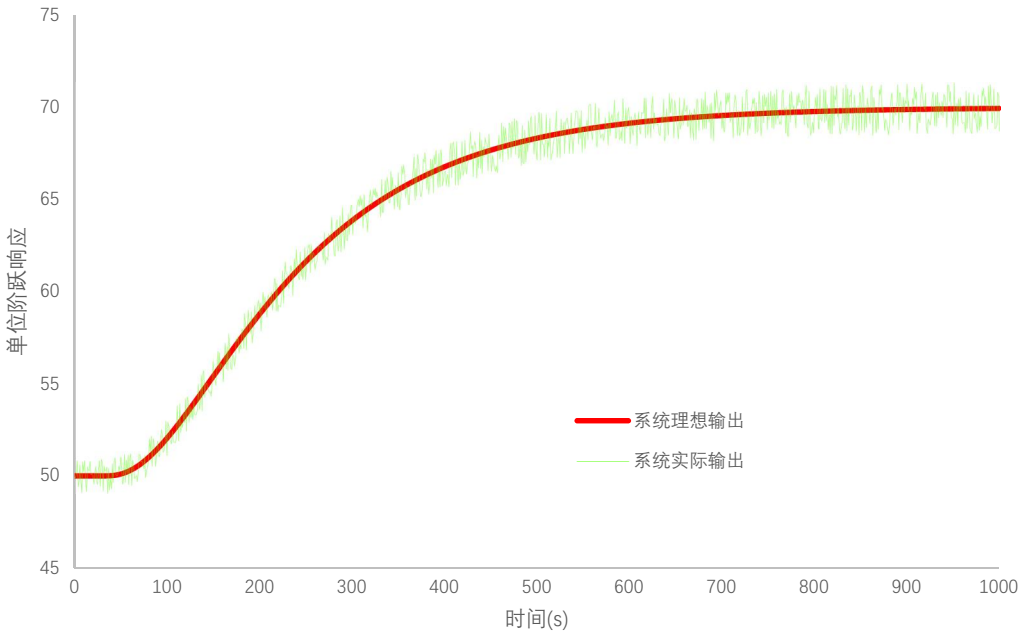


图 3.6 含有噪声的阶跃响应曲线

理想情况下，在时间进行无限长之后，系统进入稳定状态,此时响应曲线的斜率应该为 0。但是在实际系统中，由于时间的限制和外界环境的干扰，系统是无法达到真正稳定状态的。针对一阶惯性加纯滞后过程和二阶惯性加纯滞后过程的输出函数，由理论推导可知，当一点的斜率与此函数的斜率最大值之比小于 0.05 时，即

$$\frac{g'(x)}{g'(x)_{\max}} \leq 0.05 \tag{3.23}$$

该系统即进入稳定状态。其证明过程见附录 B。

所以，本文进行稳定状态的判断方法为：1s/次(温度)、0.5s/次(压力)对系统数据进行采样，采用当次采集数据与前次所采数据计算斜率，然后找出斜率最大值点，一旦确定斜率最大值后，将不同时刻下的斜率与斜率最大值做比值，然后再与 0.05 进行比较。当发现有斜率与斜率最大值之比小于 0.05 时，该系统被判定为进入稳定状态。

根据以上方法，对图 3.4 所示数据进行稳定状态判定，并计算相应数据下的传递函数，结果如下：

✧ 系统理想输出：

0~1000s 全部数据辨识结果

$$G(s) = \frac{19.98}{(144.1s+1)(70.6s+1)} e^{-44.4s} \tag{3.24}$$

0~稳定状态(共 676 个数据)数据辨识结果

$$G(s) = \frac{19.91}{(138.9s+1)(74.6s+1)} e^{-43.9s} \tag{3.25}$$

两种不同数据量下辨识结果如图 3.8 所示。

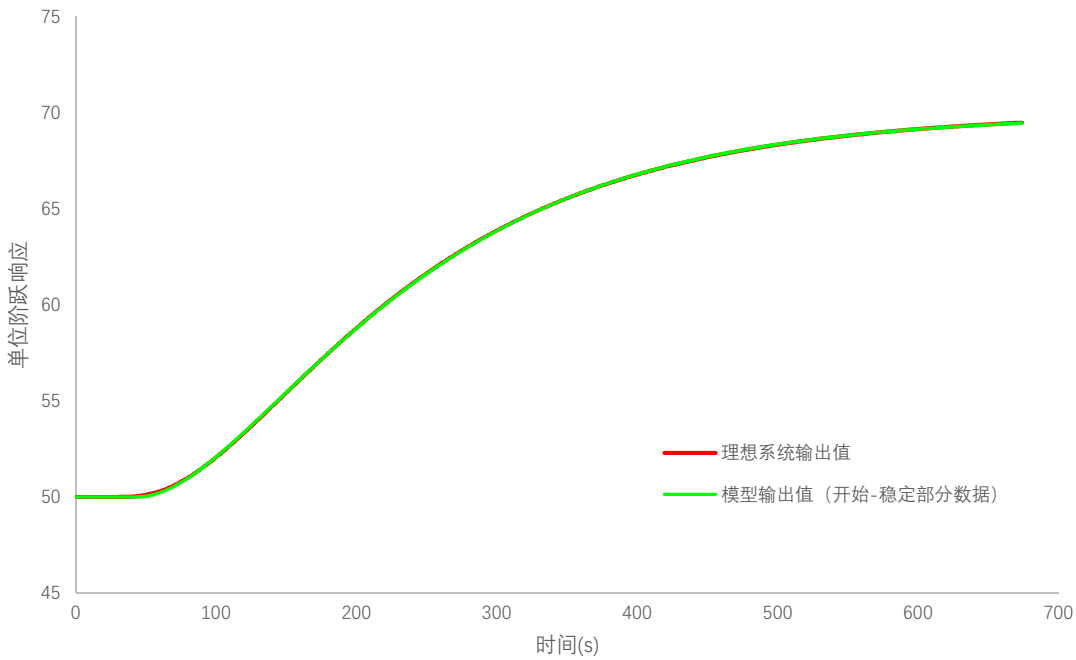


图 3.8 理想系统输出值传递函数辨识 (开始-稳定)

✧ 系统实际输出数据辨识结果：

0~1000s 全部数据辨识结果为：

$$G(s) = \frac{19.99}{(142.9s+1)(70.7s+1)} e^{-46.1s} \tag{3.26}$$

0~稳定状态(共 676 个数据)数据辨识结果为：

$$G(s) = \frac{19.92}{(138.94s+1)(73.3s+1)} e^{-45.8s} \tag{3.27}$$

两种不同数据量下辨识结果如图 3.9 所示。

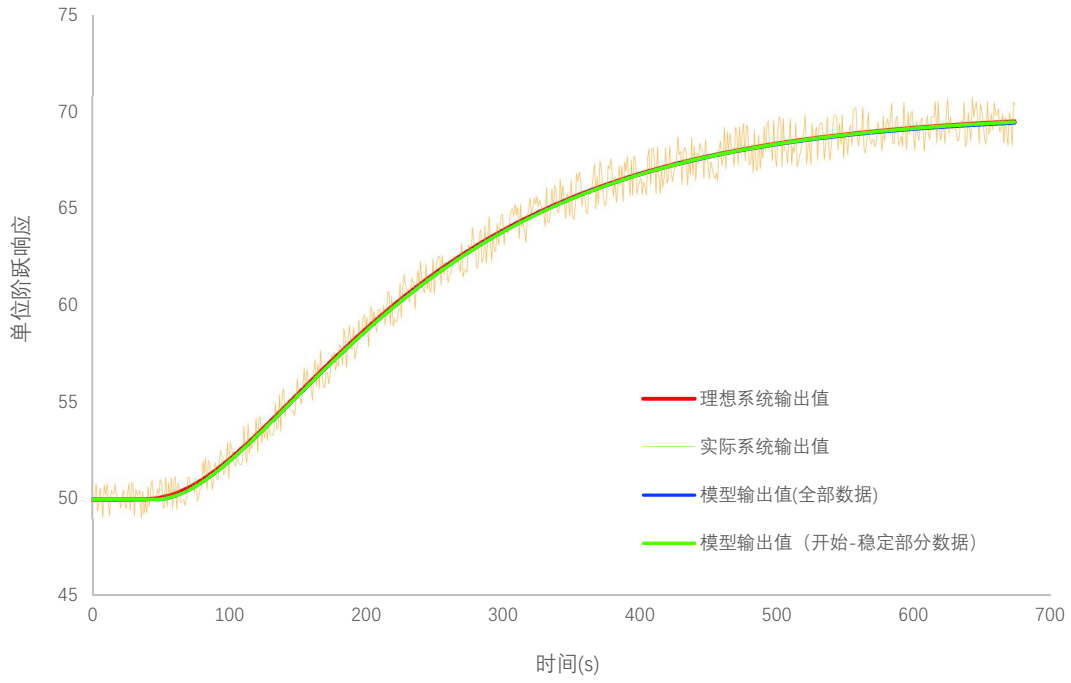


图 3.9 实际系统输出数据传递函数辨识 (开始-稳定)

从以上对理想输出和实际输出采用该稳定判断的方法进行辨识的结果可以看出，该判断方法可以有效判断出系统稳定状态。

3.3.3 采样周期的选择

两次采样之间间隔的时间称为采样周期，以 T 表示，单位为 s；$f_s = \frac{1}{T}$ 称为采样频率，单位为 Hz；$\omega_s = 2\pi f_s = \frac{2\pi}{T}$，单位为 rad/s，称为采样角频率，也常简称为采样频率。

采样周期 T 是控制系统设计中的一个关键问题。由于采样是在时域内只保留采样时刻的信息，而将采样间隔之间的信息进行丢弃，所以连续信号被采样时，所得采样信号既可能与原连续信号形状相似，也可能与原连续信号形状差异较大。当采样周期 T 较短、采样频率 ω_s 较高时，采样信号较为密集，可以近似代表原来的连续信号，此时控制系统过程信息得以较准确的掌握，控制效果较好；反之，当采样周期增大、采样频率 ω_s 较小、且连续信号变化较快时，信号容易严重丢失，所得采样信号难以准确反映原连续信号所包含的信息。而且采样越密集，虽然可以越好的反应原连续信号，但是会增加不必要的计算负担，使得较复杂的控制规律难以实现。而且当采样周期减小到一定程度后，其实际使用意义并不大。相反，当采样周期选得过大时，会给控制过程带来较大误差，从而降低系统的动态性能，更有甚者会致使整个控制系统失去稳定。所以采样周期的选择需要慎重考虑。

香农（Shannon）采样定理从信号恢复的角度出发，指明了从采样信号中想要不失真的复现原连续信号所必须遵守的理论上的最小采样周期，其具体可描述为：假设原连续信号 $x(t)$ 的最高次谐波角频率为 $\omega_{\max}$，采样信号 $x^*(t)$ 的采样角频率为 ω_s，当采样周期满足下列条件时：

$$\omega_s = \frac{2\pi}{T} > 2\omega_{\max} \tag{3.28}$$

采样信号 $x^*(t)$ 就可以无失真的再恢复为原连续信号 $x(t)$。也就是说，当所选择的采样角频率足够高，使得其满足对原连续信号所包含的最高次谐波在一个周期内可以采样两次以上时，经采样后的脉冲序列就包含了原连续信号的全部信息，就可以通过理想滤波器把原连续信号毫无失真的恢复出来。如果不能满足上述条件，则原连续信号在采样中丢失信息过多，无法准确复现。

应当指出，虽然香农采样定理规定了需要的最小采样频率，但是考虑到实际系统稳定性以及其他设计因素，所需要的采样频率比理论最小值要高得多。而且在实际计算机控制系统中，确定系统的最高信号频率是十分困难甚至是不可能的。

除了香浓采样定理，采样周期 T 的选取还受到以下因素的制约：

1. 被控对象的扰动频率愈高，采样周期当响应缩短；
2. 当被控对象纯滞后时间 θ 较大时，采样周期应基本与滞后时间相等；
3. 当系统控制回路较多时，采样周期可以相应增大；
4. 对于控制精度要求较高的系统，采样周期的选择应该相应减小。

选取采样周期总的原则是：在能满足系统性能要求的前提下，应尽量选取较大的采样周期，以降低系统成本。在实际控制工程中，通常是根据香浓采样定理这一理论指导原则，结合具体对象特性，总结出选择采样周期的实用公式。

通常情况下，根据工程经验总结出的针对不同控制对象所适用的采样周期总结于表 3.5。

表 3.5 采样周期选取经验数据[103]

被控变量	采样周期 (s)	说明
流量	1~5	优选 1~2s
压力	3~10	优选 3~5s
液位	3~8	根据液位变换快慢确定
温度	15~20	过程有纯时延，$T=\theta$ 串级系统，副环 $T=(0.2\sim0.25)$ 主环 T
成分	15~20	—

也有文献指出，采样周期可以根据系统阶跃响应的上升时间 t_r 或过渡时间 t_s 进行选取，其经验公式为[104]：

$$T=\frac{1}{10}t_r \tag{3.29}$$

或

$$T=\frac{1}{40}t_s \tag{3.30}$$

即在上升时间内，采样 10 次左右；或者在系统整个过渡过程时间内，采样 40 次左右。

在本文中，PID 参数整定结果的优劣取决于 PSO 算法所辨识出的传递函数的准确性，而传递函数的准确性又与采样数据紧密相连。开环系统阶跃响应法要求辨识过程要在系统稳定后进行，所以需要通过采样数据来判断系统是否到达稳定状态；此外，基于 PSO 的过程辨识方法也依赖于系统输出数据。当采样周期很小时，采样频率较高，相同时间内产生数据量较大，这样虽然可以使得稳定状态的判断更加准确与及时，但同时会引起 PSO 过程计算量较大，给计算设备造成负担；相反，如果采样周期选择较大，采样数据会响应减少，可以减轻 PSO 辨识过程的计算量，但是会延迟系统稳定状态判断，从而造成系统接受外界干扰的可能性增加。

基于以上分析判断，综合考虑对于实际控制工程中不同被控对象的适用性和常规采样时间经验公式，本文所提出的 PID 自整定方法中，采样周期的确定方式分为以下两个步骤：

①对系统数据进行 1s/次的采样，利用采样数据对系统是否达到稳定状态进行判断；

②对于系统中阶跃函数激发动作开始直至达到稳定状态过程中采样所得全

部数据，以激发函数动作开始时采样数据作为起始点，平均取所有数据中的 30%，作为 PSO 辨识过程的原始输入数据。

采用上述采样周期的处理方法既可以满足尽可能早的判断出系统到达稳定状态的要求，降低其接受外界干扰的可能性，又可以避免数据量过大时给计算设备造成的负担。

3.3.4 降噪处理

由于实际控制系统不可避免的会受到外界扰动，为了得到能够更加准确反映系统特性的信息，需要对采集数据进行降噪处理。

数字滤波技术是一种通过计算机程序，对系统采样信号进行加工处理，使数据更加平滑、有效的技术手段。进行数字滤波后的采样数据中消除或削弱了原系统所受到的各种干扰或噪声。随着计算机设备的广泛应用和其计算水平的不断提高，数字滤波技术因其不增加任何硬件设施、使用灵活方便、不受元件参数限制等特点得到了广泛的应用。

常用的数字滤波方法包括程序判断滤波法、算术平均滤波法、一阶惯性滤波法等。本论文采用移动窗口加权平均滤波法。为了体现对不同时刻采样值的不同重视程度，第 k 项滤波值表示为

$$\overline{y}_w\left(k\right) = \sum_{i=0}^{N-1} c_i y\left(k-i\right) \tag{3.31}$$

其中，c_0、c_1、…、c_{N-1}为加权系数，且满足

$$\sum_{i=0}^{N-1} c_i = 1 \tag{3.32}$$

为了增加新采样值在平均值中的份量，加权系数c_i取值时，采样越靠后，其加权系数越大。本文移动窗口加权平均滤波法中采用 15 次采样值进行加权后相加，其具体表达式为：

$$\begin{aligned}\overline{y}\left(k\right) = {} & 0.16\times y\left(k\right) + 0.12\times\left[y\left(k-1\right)+y\left(k-2\right)\right] \\ & +0.08\times\left[y\left(k-3\right)+y\left(k-4\right)+y\left(k-5\right)+y\left(k-6\right)\right] \\ & +0.05\times\left[y\left(k-7\right)+y\left(k-8\right)+y\left(k-9\right)+y\left(k-10\right)\right] \\ & +0.02\times\left[y\left(k-11\right)+y\left(k-12\right)+y\left(k-13\right)+y\left(k-14\right)\right]\end{aligned} \tag{3.33}$$

3.4 算法流程

先将第二章求取传递函数的方法和本章在传递函数的基础上，计算 PID 参数的方法进行整理，总结本文所提出的基于过程辨识的 PID 参数自整定算法的流程如图 3.10 所示。

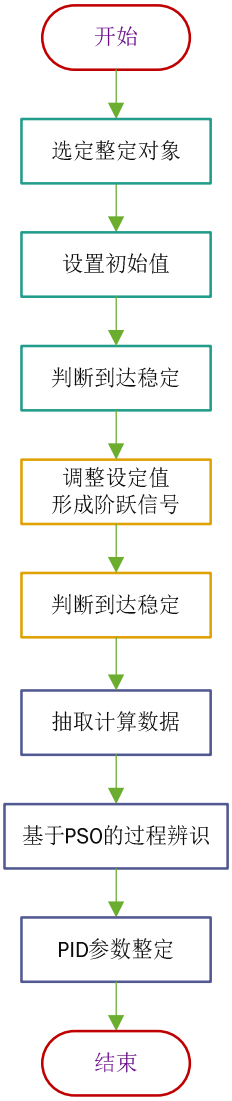


图 3.10 PID 参数自整定算法流程

对于实际系统而言，由于环境的影响以及各种干扰的存在，噪声会不可避免的产生。为了减小噪声的影响，除了需对数据进行降噪处理外，还可以采集多组数据先分别进行计算，最后取平均值的处理方法使得计算结果更加准确。

3.6 本章小结

本章首先介绍了 PID 控制器的相关内容，并归纳总结了常规 PID 参数整定的方法。通过不同方法之间的比较，最终确定本文使用 SIMC-PID 整定方法。然

后对激发函数进行了适当的选择，并提出了判断系统是否进入稳定状态的方法。在此基础上，综合考虑辨识精度与计算时间、计算负荷后，提出了采用分“两步走”的采样周期方法，同时还提出了对外界噪声进行处理的方法。

第 4 章 PID 自整定算法的实验验证

本文第 2 章提出了基于 PSO 算法的过程辨识方法，并通过两个仿真实例表明该方法过程简单，计算量小，且辨识准确性高。第 3 章介绍了基于过程辨识的 PID 参数自整定算法，同时确定了本算法中所使用的激励信号、稳定状态的判定标准、采样周期的选择和降噪处理方法。本章将在此基础上，将本文所提出的基于过程辨识的 PID 参数自整定算法开发成为自整定程序，并将其应用于实际空调系统中，对其整定效果进行验证。

4.1 实验台设计与搭建

4.1.1 实验台设计

变风量空调系统是全空气空调系统的一种类别，主要用于办公室和其他商用建筑。它由四个基本部分组成：变风量末端装置、空气处理及输送设备、风管系统及自动控制系统组成。变风量末端装置是变风量空调系统的特征设备，其基本功能是根据房间内的显热负荷，调节送入房间或区域内的风量。因此变风量空调系统包含两层含义：空调系统总风量可变；空调区域内末端装置的一次风送风量可变。最常见和最节能的调节方法是采用变频装置调节风机的转速。

为实现变风量空调系统总风量可调、末端风口可调的特性，又可使实验台搭建简单可行，综合考虑之后，本实验台采用水模拟-VAV 空调系统，即：实验系统中以水代替空气、散热器代替房间、水泵代替风机、电动调节阀代替变风量末端。同时，为了易于实现，本实验仅限于采暖工况，即模拟-VAV 空调系统供热工况。系统原理图如图 7.1 所示。

该实验台主要包括以下设备：加热器 1 台、变频水泵 1 台、散热器 3 台(2 大 1 小)。同时还包括水温传感器、电磁流量计、热量计、差压传感器、PLC 等。本实验台所用设备照片见图 7.2，图 7.3 和图 7.4。

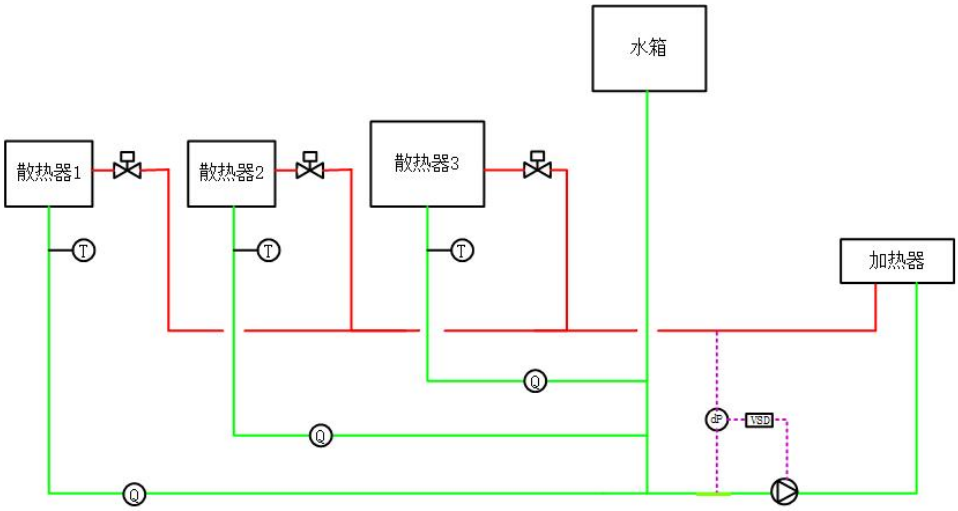


图 7.1 水模拟变风量空调系统实验原理图

图 7.2 水泵、水箱和加热器

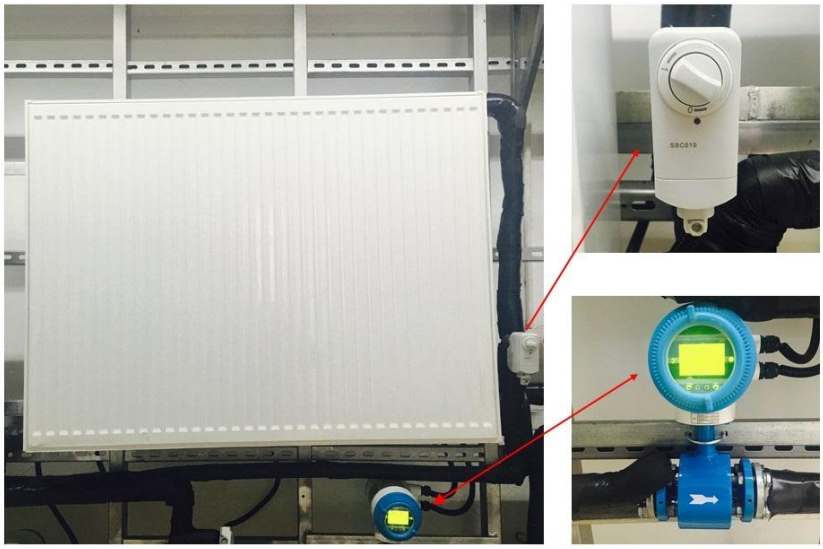


图 7.3 散热器及其相应电动调节阀、流量计

图 7.4 热量表、差压传感器和水温传感器

本实验的目的是通过将本文所提出的基于过程辨识方法的 PID 参数自整定算法应用于实验台上的电动调节阀和变频水泵，以验证该方法的整定效果，使得实验台可以实现如下控制措施：流入散热器的热水作为送入房间的热风，根据散热器的回水温度(相当于回风温度)对它的流量进行调节。通过每个散热器供水管上的电动调节阀，实时调节各散热器的供水温度，以保持各散热器的回水温度为设定值。当流量变化时，供回水干管间的差压也会发生变化，这时水泵进行变频调速，保持差压不变，这相当于定静压系统中当风量变化时保持风管静压不变的过程。

4.2 OPC 技术的应用

为了将本文所提出的基于在线过程辨识的 PID 参数自整定算法应用于实际控制系统中，需要采用 OPC 技术，在 MATLAB 上建立 OPC 客户端，使得自整定程序可以读取所需的系统参数，并将整定好的 PID 参数写入电动调节阀和变频水泵的控制器中去。

4.2.1 OPC 简介

传统系统中，监控与数据采集系统、人机接口等应用程序通过驱动程序与现场设备进行通信，如图 7.5 所示。同一设备为了适应不同客户端应用程序的需要，需要开发不同的驱动程序，造成劳动重复。而且驱动程序对于硬件有着极大的依赖性，一旦硬件升级，先前开发的用于该硬件的驱动程序将不能再用，必须重新进行开发。除此之外，基于动态链接库（DLL）形式开发的驱动程序在工作时，由于 DLL 的限制，无法多个应用程序同时访问一个设备。这些问题都促使着一种具有高效性、可靠性、开放性、可互操作性的驱动技术的诞生。

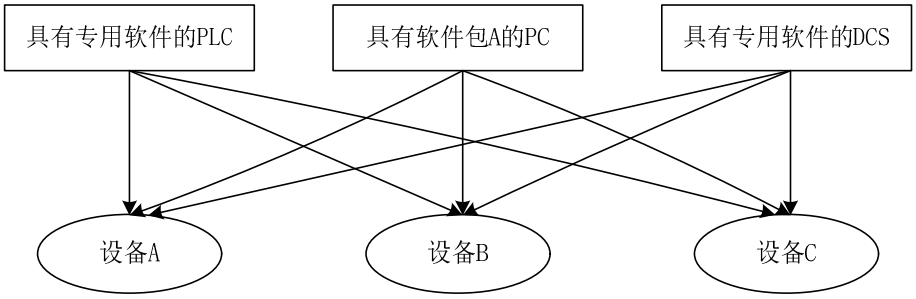


图 7.5 传统控制软件与硬件之间的接口

为了解决以上问题，提高工业自动化系统的可控性，OPC 规范应运而生。OPC 是 Object Linking and Embedding（OLE） for Process Control 的缩写，译为过程控制用对象链接与嵌入技术。OPC 技术基于微软公司组件对象模型 COM/DCOM/COM+技术、为工业控制软件定义了一套标准的对象、接口和属性，通过这些对象接口，应用软件间可以无缝的集成在一起，实现了应用程序之间的数据交换方式的标准化，极大的提高了自动化系统、现场设备系统、商业化办公系统之间的互操作性[105-106]。使用 OPC 技术后的控制系统构成如图 7.6 所示。

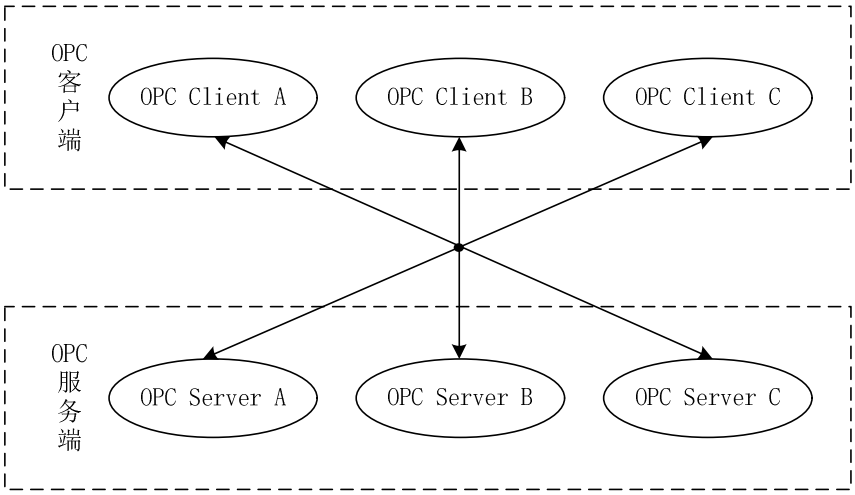


图 7.6 采用 OPC 技术的控制系统构成

OPC 规范采用客户端/服务器模式。OPC 客户端是数据的使用方，负责对 OPC 服务器提供的数据进行处理。而 OPC 服务器是数据的提供方，其一般不知道它的客户端来源，由 OPC 客户端根据需要，接通或断开与 OPC 服务器的连接。OPC 规范规定一个 OPC 客户端程序可以连接到一个或多个由不同厂商提供的 OPC 服务器程序，也可以多个 OPC 客户端程序同时连接到一个 OPC 服务器程序上[107-108]。OPC 客户端与 OPC 服务器的关系如图 7.7 所示。

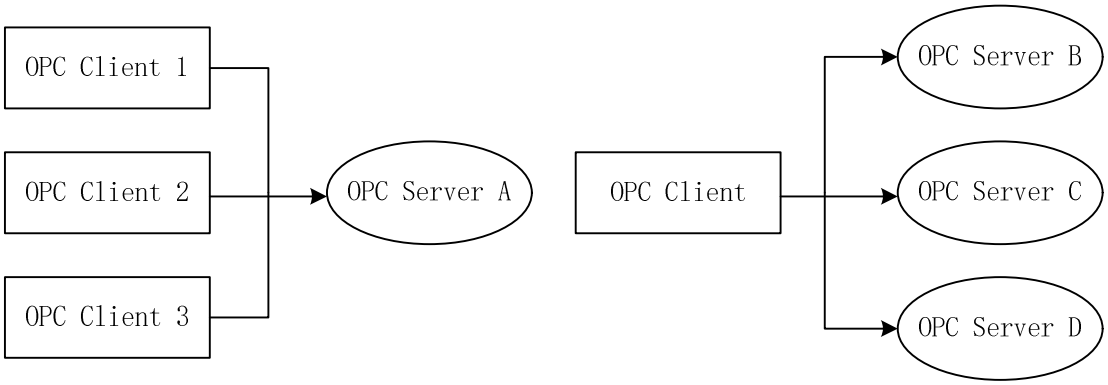


图 7.7 OPC 客户端与 OPC 服务端的对应关系

4.2.2 基于 MATLAB 的 OPC 客户端开发

MATLAB 为使用者提供了 OPC 工具箱，可以实现 OPC 客户端和 OPC 服务器之间的连接。其设置方式有两种，一种是图形用户界面的方式，一种是命令方式。在主界面命令窗口中输入 opctool，就可以打开 OPC 工具箱的图形界面，如图 7.8 所示。这种操作方法虽然对操作者关于 OPC 方面的知识储备要求不高，简单易行，但是当采用这种设置方式时，其与外界程序连接不便捷。考虑到实际系统数据与 PID 自整定程序的实时互动性，本文采用第二种设置方式。在操作 OPC 工具箱之前，需要先安装 OPC 基金会提供的核心组件，可通过命令：opcregister(‘install’)对其进行安装。

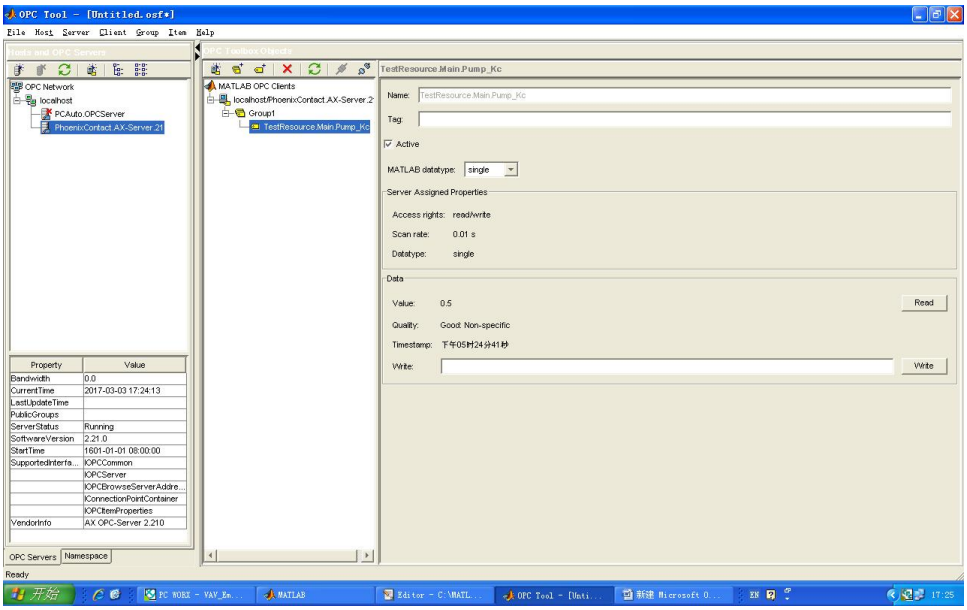


图 7.8 在 MATLAB 的 OPC 工具箱的图形界面

MATLAB OPC 客户端和菲尼克斯 PLC 提供的 OPC 服务器之间建立实时通

信的主要步骤可概述为：

1. 创建客户对象，使其与 OPC 服务器连接；
2. 通过 addgroup 函数在客户端中添加组；
3. 通过 additem 函数在组中添加所需的服务器中对的对应项。

建立 OPC 客户端的具体程序参见附录 C。

联立好 OPC 客户端与菲尼克斯 PLC 所提供的 OPC 服务端的连接后，就可以实现 PID 参数自整定程序，此时数据交换结构如图 7.9 所示。

其具体过程为：

1. 现场仪表仪器将所采集设备送入 PLC 中；
2. PLC 通过工业以太网将数据传给工控机；
3. OPC Client 通过 OPC Sever 读取 PLC 中所需数据；
4. OPC Client 将数据送入 PID 参数自整定程序中计算 PID 参数；
5. PID 参数通过 OPC 协议和工业以太网返回到 PLC 内。

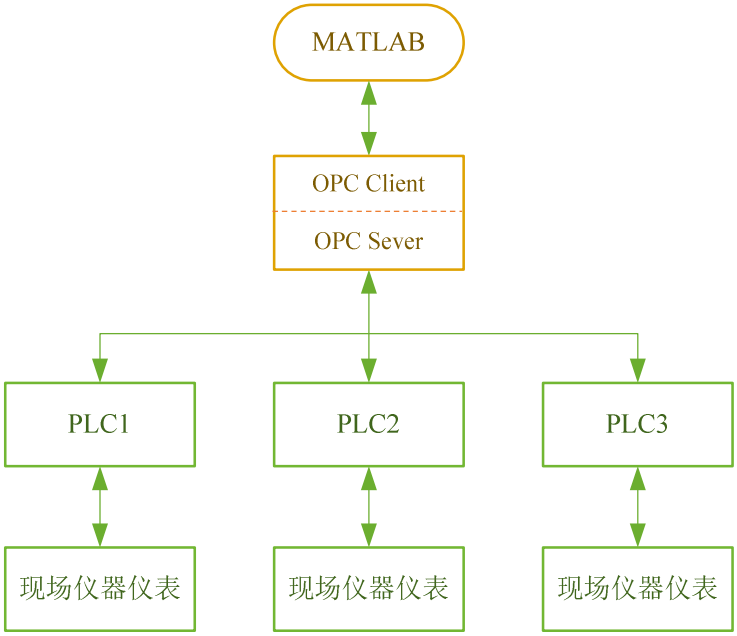


图 7.9 数据交换结构图

4.3 控制指标的选取

控制系统在运行过程中可分为稳态和动态两种情况。稳态时，系统不受任何外界干扰，处于稳定平衡的状况；而当稳定系统受到外界干扰或设定值发生改变时，被调量将偏离原来稳态值，经过一段时间后重新回到原稳定值或其附近，或重新到达另一稳态值，该过渡过程称为动态过程。实际系统由于经常受到外界干

扰和设定值发生变化而处于动态过程中。所以对于系统性能的评价，既要考虑其稳态指标，又要考虑其动态指标。本文分别选取衰减比、超调量、调节时间和稳态误差作为评判 PID 自整定算法整定效果的指标。

4.3.1 衰减比(Subsidence Ratio) 与衰减率(Damping Decrement)

衰减比是评判系统动态稳定性的一个指标，主要反映振动的衰减程度。其定义为响应曲线上第一个波峰与第二个波峰之比。如图 7.6 所示。

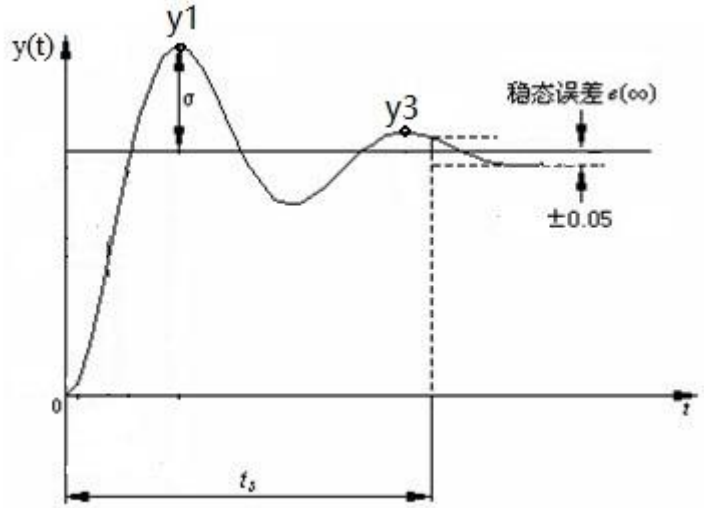


图 7.6 闭环控制系统阶跃响应曲线

$$衰减比 n = \frac{y_1}{y_3} \tag{4.1}$$

n > 1说明系统输出处于衰减状态，n 越大，说明衰减得越厉害，系统稳定性能越好。工业过程控制中一般要求 n 在 4:1 到 10:1 之间。

与衰减比相类似的一个指标称为衰减率，其是指系统经过一个周期后的输出波动幅度衰减百分比。

$$衰减率 \psi = \frac{y_1 - y_3}{y_1} \tag{4.2}$$

衰减率与衰减比存在对应关系，当 n 在 4:1~10:1 时，ψ 在 75%~90%。这样能够保证大约经过两周期后，震荡基本看不出。

4.3.2 最大动态偏差(Maximum Dynamic Deviation)与超调量 σ

在阶跃响应中，响应曲线上第一个波峰与稳态值的距离（数值）被定义为最大动态偏差，即图中 y_1。而最大动态偏差站响应曲线稳态值的百分比称为超调量，

记作 σ，通常用百分数表示。

$$\sigma\%=\frac{y_1-y_\infty}{y_\infty}\times 100\% \tag{4.3}$$

式中，y_∞ 为响应曲线的稳态值。实际控制系统中一般要求其控制在 5%~10%。

4.3.3 调节时间(Transient Time)

调节时间也称为过渡过程时间，是反应过程控制系统快速性的指标。响应曲线从外界作用开始直至最后进入偏离稳态值误差±5%范围，且不再越出这个范围所花费的时间，用 t_s 表示。调节时间反应了系统的快速性，调节时间越小，系统的快速性越好。

4.3.4 稳态误差(Steady-state Error)

稳态误差也称为余差，是系统动态过程结束后被控量与设定值之间的偏差，其反应的是系统稳态准确性。

$$e(\infty)=y(\infty)-r \tag{4.4}$$

4.4 自整定程序效果分析

由于实际系统中经常会受到噪声的干扰，所以在对被控对象进行阶跃响应测试时，应该在不同阶跃高度下多进行几次测量，然后取其平均值作为最后的结果。

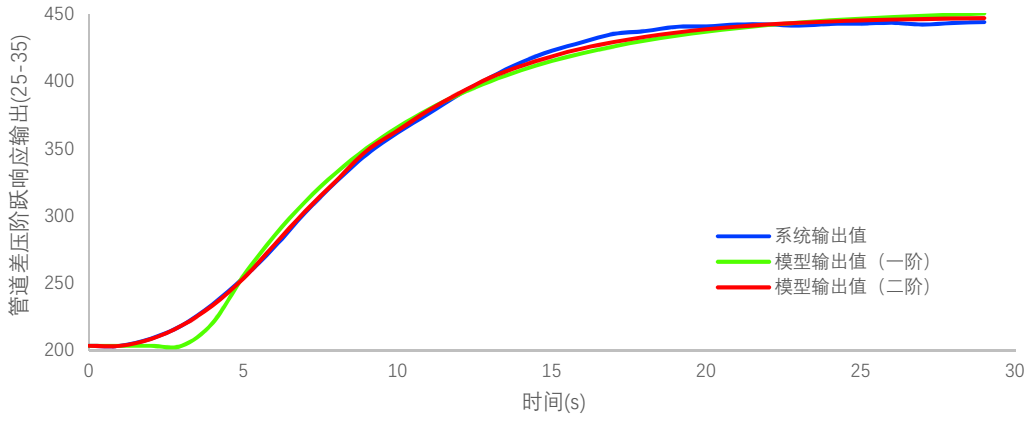
4.4.1 变频水泵

当变频水泵作为被控对象时，管内差压作为被调量，分别通过水泵频率值的改变产生高度为 10、-10 和 15 的阶跃信号，对其阶跃响应输出进行记录并进行传递函数的辨识，辨识曲线如图 7.7 所示，具体辨识结果如表 4.1 所示。其中，PSO 算法的参数设置为：$c_1=c_2=1.4962$，最大迭代次数为 200，初始种群数为 40，粒子维数 D=4，惯性权重 ω 从 0.9 线性递减到 0.4。

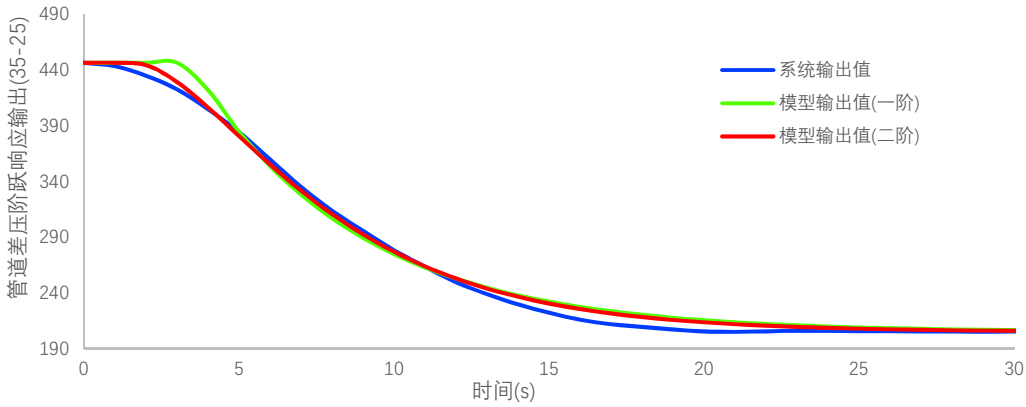
表 4.1 变频水泵传递函数辨识结果

频率	阶跃	一阶惯性加纯滞后模型				二阶惯性加纯滞后模型				
(Hz)	高度	τ	k	θ	F	τ_1	τ_2	k	θ	F
25-35	10	6.17	25.09	3.57	6.49	4.56	2.54	24.46	1.98	2.66
35-25	-10	5.99	25.07	3.13	6.98	4.58	2.58	24.75	1.52	4.03
25-40	15	5.78	24.98	2.45	4.28	4.78	2.32	24.32	1.53	4.32

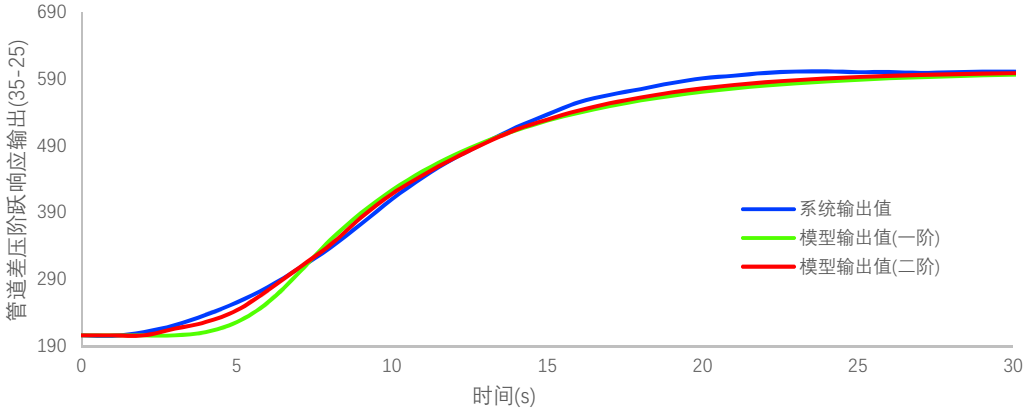
注：表中 F 表示目标函数适应度值。



(a)



(b)



(c)

图 7.7 变频水泵阶跃响应曲线(a:25-35；b:35-25；c:25-40)

因为采用二阶惯性加纯滞后模型进行传递函数的辨识时，所产生的均方差较小，所以采用二阶惯性加纯滞后模型所辨识出来的参数平均值作为最终辨识结果，即该水泵的传递函数为：

$$G(s) = \frac{24.5}{(4.64s+1)(2.48s+1)} e^{-1.68s} \tag{4.5}$$

根据公式(3.18)可得，变频水泵的 PID 控制器的比例系数 K_p 为 0.09，积分时间 T_I 为 7.12，微分时间 T_d 为 1.62。在该 PID 控制器下，当管道内压差设定值由 200Pa 变化到 250Pa 时，其响应曲线如图 7.8 所示。

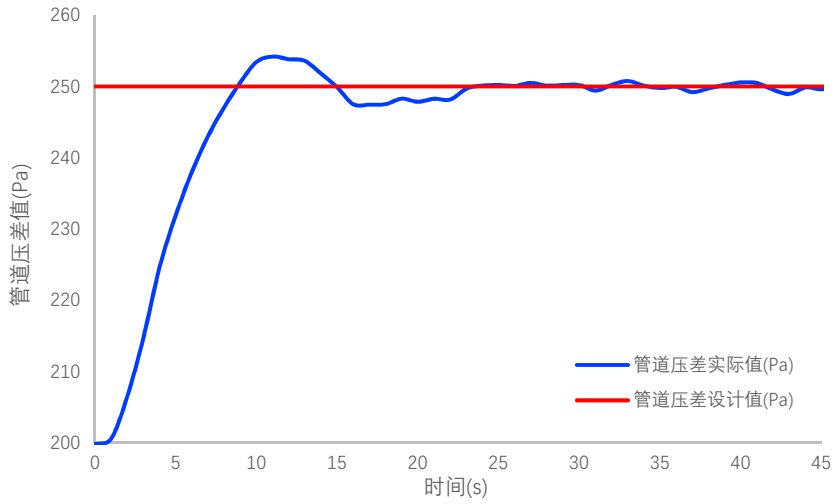


图 7.8 管道压差阶跃响应曲线

当系统进行动态响应时，最大管道压差值为 253.94Pa，系统最大动态偏差为 3.94Pa，超调量为 7.8%，系统调节时间为 16s，控制精度满足工业控制要求。

4.4.2 电动调节阀

当对电动调节阀进行 PID 参数整定时，以回水温度作为被控量。当电动调节阀阀位增大时，会引起散热器出口水温升高，此时电加热器保持原状态不变。而经过一段时间之后，加热器所提供的热量不足，引起出口水温下降，此时电加热器开始重新加热。因为有这一过程的存在，当产生正向阶跃信号时，所测得数据如图 7.9 所示，不适用于进行过程辨识，所以对于电动调节阀的辨识都采用负向阶跃信号。

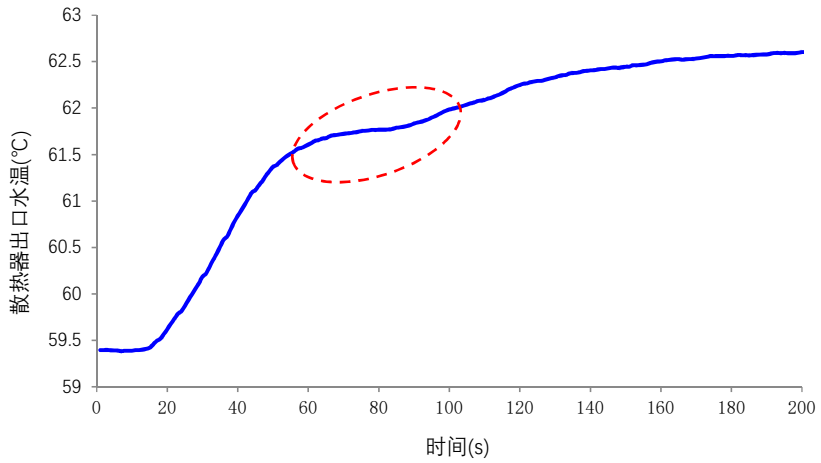
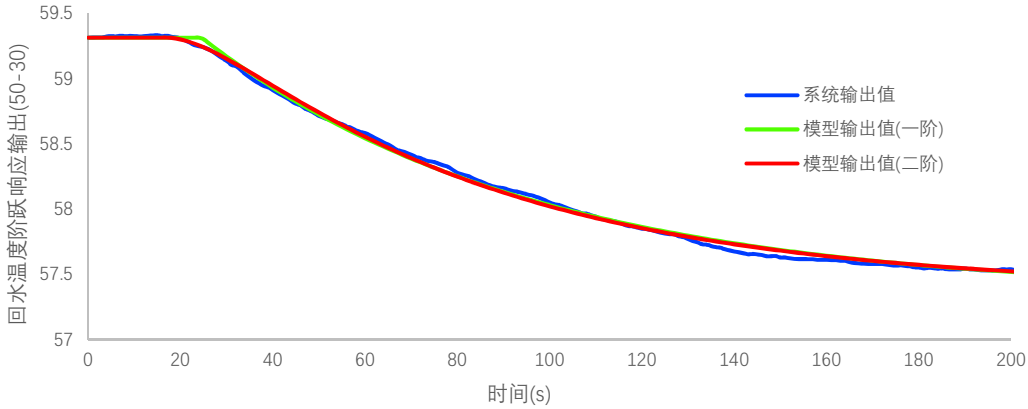


图 7.9 散热器出口水温值(阀位变化：30-60)

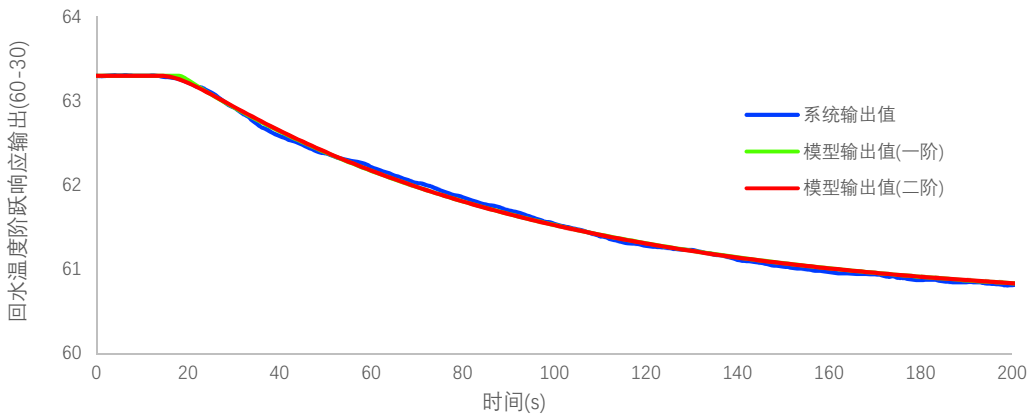
分别通过阀位开度的改变产生高度为-20 和-30 的阶跃信号，对其响应曲线进行记录并进行传递函数的辨识，辨识曲线如图 7.10 所示，具体结果如表 4.2 所示。其中，PSO 算法的参数设置不变，与 4.4.1 中相同。

表 4.2 电动调节阀传递函数辨识结果

阀位	阶跃	一阶惯性加纯滞后模型				二阶惯性加纯滞后模型				
(%)	高度	τ	k	θ	F	τ_1	τ_2	k	θ	F
50-30	-20	71.05	0.10	24.54	0.01	68.11	12.60	0.09	10.35	0.01
60-30	-30	77.89	0.09	18.45	0.32	76.60	4.61	0.09	14.29	0.03



(a)



(b)

图 7.10 电动调节阀阶跃响应曲线(a:50-30；b:60-30)

采用二阶惯性加纯滞后模型对电动调节阀进行辨识所得到的准确度较高，最终确定其传递函数的形式为：

$$G(s) = \frac{0.09}{(72.34s+1)(8.6s+1)} e^{-12.32s} \tag{4.6}$$

电动调节阀的 PID 控制器的比例系数 K_p 为 36.5，积分时间 T_i 为 80.94，微分时间 T_d 为 7.69。在该 PID 控制器下，当回水温度设定值从 35℃调整到 37℃时，其响应曲线如图 7.11 所示。

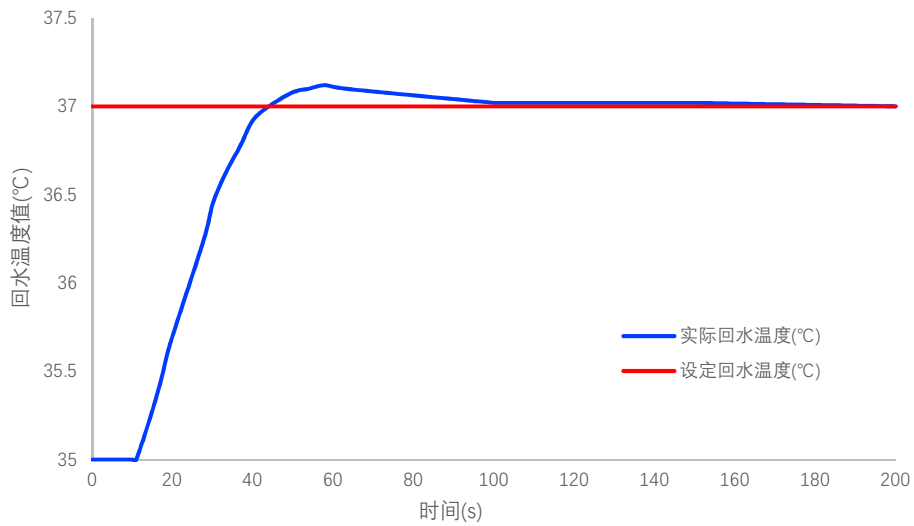


图 7.11 回水温度阶跃响应曲线

当系统接收到温度调节指令后，由于滞后时间的存在，使得无法立刻进行响应。但是通过一段时间的调节后，回水温度可以稳定在 37℃，无稳态误差。系统最大动态偏差为 0.12℃，调节时间为 89s，控制精度满足工业控制要求。

4.4.3 与人工整定对比

本文所开发的 PID 参数自整定应用程序可以实现用户一键式进行 PID 参数整定。整定过程无需任何专业背景，并且整定效果满足工程应用精度要求。为了比较该自整定应用程序与人工参数整定的差异，本文选择以变频水泵作为整定对象，采用人工整定方法对其进行整定，然后和自整定结果进行比较，以验证自整定程序的可用性及准确性。

4.4.3.1 无整定经验人员

空调系统的设计、运行与维护工作通常由空调专业人员进行，所以首先选择一名空调专业人员对实验台的变频水泵进行参数整定。因为该人员没有任何 PID 参数整定经验，所以只能参照 PID 参数工程整定参考表 (表 3.3)中的推荐值，随机选取 PID 参数值。在不同 PID 参数设定值下，当管道差压设定值由 200Pa 调整至 250Pa 时，差压变化值如图 7.12 所示。

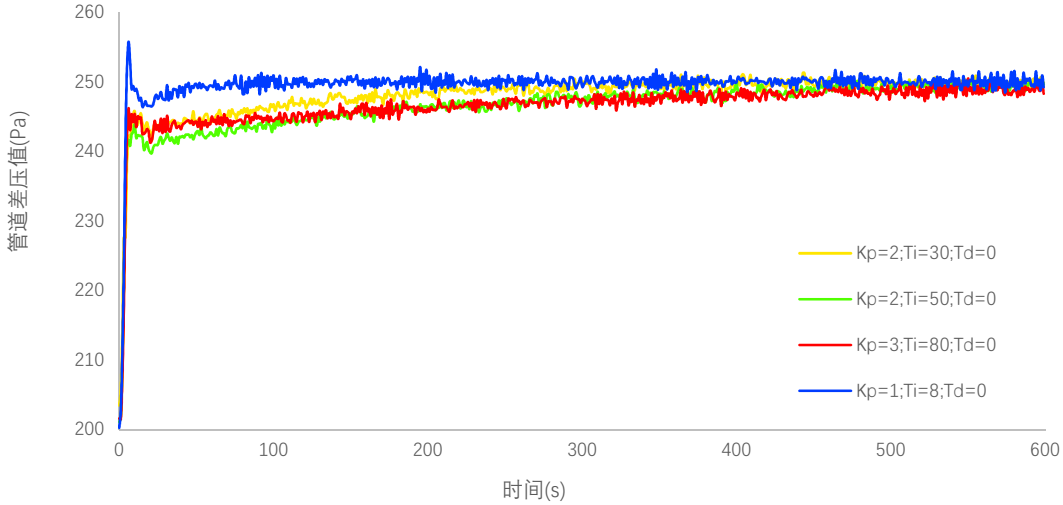


图 7.12 管道压差值 (无经验人员整定)

由以上管道差压阶跃响应曲线可以看出，当该整定人员根据推荐表中的值分别选取以下三种整定参数时：(a) K_p=2，T_i=30，$T_d = 0$；(b) K_p=2，T_i=50，$T_d = 0$；(c) K_p=3，T_i=80，$T_d = 0$，被调量(差压)虽然无超调量产生，但是系统响应时间过长，无法达到自动控制系统快速响应的需要。而且差压值极不稳定，不能在设定值附近较小区域内上下波动，所以也不满足稳定性的要求。当不参考表 3.3 中的推荐值，随机设置 PID 参数为 K_p=1，T_i=8，$T_d = 0$时，系统调节时间明显缩短，响应速度加快，但是差压最大值达到 255.7Pa，超调量为 11.4%，不满足工程控制精度的要求。由此可见，在没有整定经验的前提下，想要通过随机调整 PID 参数设定值使控制系统满足工业控制精度的要求是不现实的。且由于被控系统差异

性的存在，表 3.3 中的推荐值无法直接作为 PID 控制器的参数值进行使用。

4.4.3.2 有整定经验人员

常规情况下，对 PID 参数进行整定的工作人员都具有自动控制的专业背景，且整定经验丰富。第二位整定人员为自控专业出身，且具有三十年从业经验。该人员在观察完本实验系统、了解了主要设备参数后，首先选取 K_p=0.5，T_i=1，T_d = 0的 PID 参数设置，此时系统差压设定值从 200Pa 调整至 250Pa 时，差压输出如图 7.13 所示。

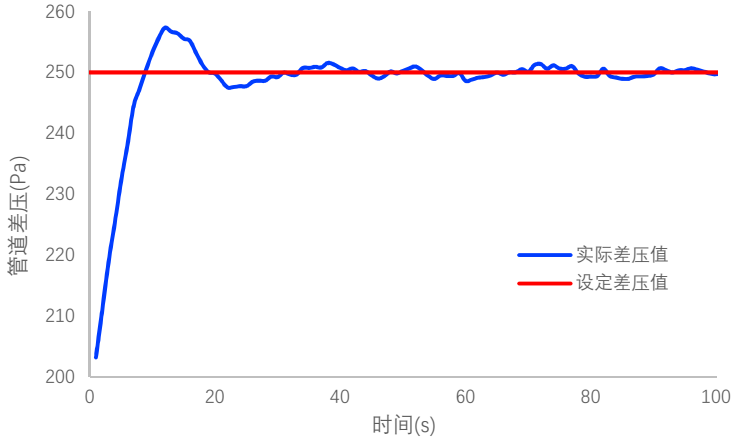


图 7.13 管道压差值(有经验人员首次整定结果)

然后，该整定人员依据工程经验，逐渐调整 PID 参数设定值，最终确定 K_p=0.2，T_i=3，T_d = 2，此时管道差压设定值从 200Pa 调整至 250Pa 时，管道实时差压值如图 7.14 所示。在此 PID 参数设定条件下，最大动态偏差为 2.7Pa，超调量为 5.4%，调节时间为 13s，且无稳态误差。

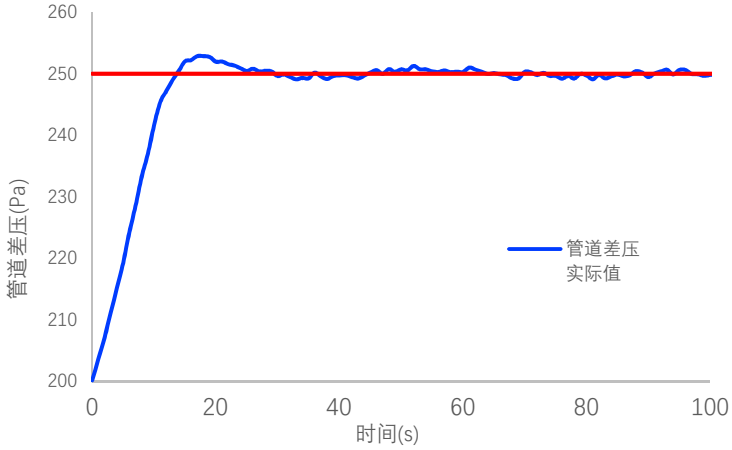


图 7.14 管道压差值(有经验人员最终整定结果)

将 PID 自整定应用程序整定结果与人工整定结果进行对比可以发现，该程序可以对被控系统自动进行整定，整定效果优于无经验整定人员，满足工程精度要求，可以在实际控制系统中使用；但是与具备丰富整定经验的专业整定人员相比，本整定程序所整定的控制精度稍差，这主要是由于辨识所得到的传递函数中含有近似部分所造成的。

4.5 本章小结

本章首先叙述了用于验证 PID 参数自整定算法的实验台的设计原理，并介绍了实验台搭建所使用的相关设备。然后，为了实现实验台数据读写功能，将 PID 参数自整定程序应用于该实验台，本章对需要用到的 OPC 技术进行了简单介绍并给出了基于 MATLAB 的 OPC 客户端的开发步骤。最后，将 PID 自整定算法应用于该实验台，给出了实验结果，同时与具有不同经验水平的人员进行人工整定的控制结果进行了对比。结果表明，该自整定方法虽然整定效果稍逊于具有丰富整定经验的人员的整定效果，但是满足工业控制精度要求，可以在实际系统中使用。

第 5 章 总结与展望

5.1 研究成果

PID 控制器是自动控制领域中最为重要的设备，其参数整定的准确性直接影响到整个控制系统的控制效果。无论是常规控制系统，还是先进控制系统，研究 PID 参数的自整定都具有重要意义。

PID 参数的整定可以分为基于经验的整定方法和基于模型的整定方法。前者主要受限于整定人员的工程经验，所以无法广泛进行使用。后者是在已知系统传递函数的基础上，通过现有的整定公式，根据传递函数中的特殊参数计算出 PID 控制器中的比例系数、积分时间和微分时间。一旦得到被控系统的准确的数学模型，该方法就可以使用，不受任何专业素养的限制。所以，如何建立系统的准确的数学模型就显得十分重要。

本文为了得到被控对象的传递函数，采用阶跃响应辨识法，将 PSO 算法应用到在线过程辨识中。为了不受专业知识的限制，将待辨识结构设置为一阶惯性加纯滞后系统和二阶惯性加纯滞后系统。对于不同阶次的传递函数中的特征参数，采用 PSO 算群进行搜索，通过比较目标函数值的大小，最终确定全局最优解，即待辨识参数。通过将一阶惯性加纯滞后系统的结果和二阶惯性加纯滞后的结果的比较，确定结果更为优秀的一种作为被控系统最终辨识结果。采用这种辨识方法得到的传递函数准确性高，不涉及任何专业知识，且可以进行在线辨识，不影响被控系统。该在线过程辨识方法既可以用于人工参数整定中获得被控对象准确模型的阶段，也可以用于 PID 参数自整定方法中。

在此基础上，运用 SIMC-PID 参数整定方法，计算出 PID 控制器的参数。

为了实现在实际控制中的应用，本文利用 OPC 技术和 MATLAB 软件，开发了基于过程辨识的 PID 参数自整定程序。为了验证该程序的实际实用性和整定准确性，作者搭建了一个“水模拟-VAV”空调系统，并对其中的水泵和电动调节阀进行 PID 参数在线自整定。实验结果表明，本文所提出的基于过程辨识的 PID 参数自整定算法可以应用于实际系统中，并且整定结果满足工程精度要求。

5.2 局限性与工作展望

本文所提出的基于过程辨识的 PID 参数自整定算法虽然可以应用于实际控制系统中，并且整定效果良好，但是仍有其局限性和可以进一步发展的空间：

(1) 由于时间的原因，本文中 PID 参数自整定算法是以程序的形式应用于实

际控制系统中。为扩大该算法的可移植性，后续可以将其完善成为 PID 参数自整定软件，方便整定人员的使用。

(2) 目前，对于一个控制系统中需要进行参数整定的所有控制器，本程序只能对其逐一进行整定。所以，如何同时对多个控制器进行 PID 参数整定，可以进一步研究探讨。

(3) 由于本方法可以自动辨识出系统的过程模型，并在该模型的基础上自行计算 PID 控制器的参数，所以可在本文所研究基础上，开发自适应 PID 控制器。

(4) 目前，本文所提出的 PID 参数自整定程序的控制精度稍逊于具有丰富整定经验的专业人员的整定效果，这主要是由于所辨识得到的传递函数中含有近似部分，并不是十分精确的原系统传递函数，所以对于过程辨识部分的准确性有待于进一步探究，以提高该程序的整定效果。

致谢

中国人对于情感的表达总是十分含蓄，即使内心充满了爱与感恩。非常高兴能够在毕业论文即将完稿之际，可以借助这个机会，向我喜爱的、感谢的各位老师、同学、家人和朋友，说出我平时不善表达的一些心里话。

首先，感谢同济，给予我重回校园吸收知识、享受学术的机会。在这里，我认识了各位优秀的老师，同学，提升了自己的学术视野，愉快的度过了接近三年的学术生活。我的导师，潘毅群教授，是一位非常优秀的女性。生活上，潘老师爱家庭，爱运动，拥有很好的生活状态；工作中，潘老师爱学术，爱学生，是一位名副其实的好老师。无论在生活还是学术上，潘老师都给了我莫大的帮助。尤其在准备出国的阶段，潘老师积极帮助我联系国外导师，并且设身处地的为我今后的生活做规划，使得我在彷徨不安中找到了一个清晰的方向，感受到了一股支持的力量。当收到 offer 的那一刻，潘老师的一句“离梦想又进了一步”，让我倍感温暖。我很感谢潘老师对我的教诲、指导与帮助，同时也庆幸在自己慢慢成熟的道路上，有这样一个阳光、亲和、努力、美丽的女性形象，对我加以熏陶、感染，指引我变得更好。

另一位我非常感谢的老师是黄治钟教授。黄老师和我的父亲一样大，使我感觉很亲切。他不仅精力充沛，思维敏捷，而且博学风趣。虽然偶尔会有些小固执，但丝毫不影响我对他的喜爱。非常感谢黄老师在研究生期间对我的悉心指导，让我意识到了自己的不足，知道自己该努力的方向。在遇到问题的时候，黄老师的一句话常常让我有醍醐灌顶的感觉。除此之外，也非常感谢李玉明老师对我的帮助。实验期间，李老师尽心尽力，积极督促实验室的改建进度，使得我的实验可以如期开始。并且，在实验设备发生故障后，也是李老师负责设备的购买、更换，使得实验得以继续进行。同时，也感谢许鹏老师、林忠平老师和胡慧杉老师对我的帮助。

在潘老师和黄老师的带领下，课题组是一个欢乐的大家庭。小伙伴们相处融洽，在一起说说笑笑，使我的学术生活中有不少欢歌笑语。同时，课题组成员间在学术上也相互帮助，共同进步。非常感谢王秋涧师兄对我论文的指点，使得我在刚开始摸不到头绪的情况下可以快速进入状态。感谢朱明亚师姐在我彷徨无助时对我的关心和帮助。感谢秦冰月、杨陶这两位同门三年来的陪伴，和你们在一起的研究生生活我很开心。同时也非常感谢林美顺、孙勇、徐蕾、王尉同、刘海静、潘媛、吕岩、杨一坤、鲁星、王慧龙给予我的温暖、快乐与帮助。每每想到你们洋溢着笑容的脸庞，我的心里都觉得暖暖的。

其次，感谢我美丽的五位本科舍友，每每在我彷徨、怀疑、无助的时候，是你们的开导、支持与关爱，让我坚持了下来。尤其是霍冬梅同学，每次在我压力特别大的时候，都是她的陪伴，让我度过了那些艰难的日子。

最后，感谢我亲爱的家人。谢谢你们在我做出辞职考研的决定时，对我的支持与理解。感谢三年研究生期间，你们对我的各种帮助、宽容与信任。感谢姐姐姐夫对家里的照顾。感谢我的爱人，吴海峰先生，对我的爱与包容，对我的不离不弃。是他精神上与物质上的双重保障，让我实现了自己的心愿，得以快乐的、

无忧无虑的完成自己的学业。感谢他对家庭的无私付出，我时常希望有一天，自己有能力，可以为自己对他的亏欠做一些弥补。同时，也要感谢他在我们的婚姻生活中对我的引导，让我学会了爱与包容。感谢公公婆婆对我的支持与关爱。

感谢生活中遇到的每一个挫折，每一份幸运，每一次开心，每一段历练。感谢帮助过我、关心过我的每一个人！

最后，感谢各位老师和专家对本论文的评阅，由于本人学识、精力有限，文中不免有错误和待改进之处，希望各位前辈提出宝贵意见。

侯丹琳

2017 年 3 月于同济大学

参考文献

[1] 万百五. 控制论创立六十年[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 597-602.

[2] 杨智. 工业自整定 PID 调节器关键设计技术综述[J]. 化工自动化及仪表, 2000, 27(2):5-10.

[3] Åström K J, Hägglund T. PID controllers: Theory, Design and Tuning[J]. Instrument Society of America Research Triangle Park Nc, 1995.

[4] Åström K J, Hang C C, Persson P, et al. Towards intelligent PID control ☆[J]. Annual Review in Automatic Programming, 1992, 28(1):1-9.

[5] Desborough L, Miller R. Increasing customer value of industrial control performance monitoring-Honeywell's experience[J]. Aiche Symposium, 2002.

[6] BIALKOWSKI W. L. Dreams versus reality: a view from both sides of the gap: manufacturing excellence with come only through engineering excellence[J]. Pulp & Paper Canada, 1993, 94(11):19-27.

[7] 丁锋. 系统辨识(1):辨识导引[J]. 南京信息工程大学学报, 2011, 03(1):1-22.

[8] 丁锋. 系统辨识(2):系统描述的基本模型[J]. 南京信息工程大学学报, 2011, 03(2):97-117.

[9] 丁锋, DINGFeng. 系统辨识(3):辨识精度与辨识基本问题[J]. 南京信息工程大学学报, 2011, 03(3):193-226.

[10] 丁锋. 系统辨识(4):辅助模型辨识思想与方法[J]. 南京信息工程大学学报, 2011, 03(4):289-318.

[11] 丁锋. 系统辨识(5):迭代搜索原理与辨识方法[J]. 南京信息工程大学学报, 2011, 03(6):481-510.

[12] 丁锋. 系统辨识(6):多新息辨识理论与方法[J]. 南京信息工程大学学报, 2012, 04(1):1-28.

[13] 丁锋. 系统辨识(7):递阶辨识原理与方法[J]. 南京信息工程大学学报, 2012, 04(2):97-124.

[14] 丁锋. 系统辨识(8):耦合辨识概念与方法[J]. 南京信息工程大学学报, 2012, 04(3):193-212.

[15] 徐小平, 钱富才, 刘丁,等. 基于 PSO 算法的系统辨识方法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(13):3525-3528.

[16] 靳其兵, 吴登峰, 王再富,等. 一种基于 PSO 算法的闭环辨识方法[J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(2):7-10.

[17] 刘文彬, 刘保国, 刘中战,等. 基于改进 PSO 算法的岩石蠕变模型参数辨识[J]. 北京交通大学学报, 2009, 33(4):140-143.

[18] 宫召华. 基于 PSO 算法的微生物间歇发酵动力学参数辨识[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(27):193-195.

[19] 陈丹, 方康玲, 陈乔礼. 基于 GA 遗传算法的 ARMA 模型的辨识方法[J]. 武汉科技大学学报自然科学版, 2007, 30(1):87-89.

[20] 骆玲, 孙剑波, 李大虎,等. 基于 SIMULINK 和 GA 的电力系统智能辨识法[J]. 高电压技术, 2007, 33(12):130-133.

[21] 刘青松, 曹泰斌. 基于 GA 的在线辨识与模糊内模控制[J]. 机电工程, 2007, 24(5):22-24.

[22] 郭会军, 刘君华. 基于 GA-Fuzzy 的混沌系统辨识研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(6):1323-1325.

[23] 刘树安, 唐非. 基于遗传算法的系统辨识方法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2007, 27(3):134-139.
[24] 蒙祖强, 蔡自兴. 一种基于并行遗传算法的非线性系统辨识方法[J]. 控制与决策, 2003, 18(3):367-370.
[25] 舒怀林. 基于 PID 神经网络的非线性时变系统辨识[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(3):474-476.
[26] 李孝安, 张晓缋, 戴冠中. 一种基于遗传算法与进化编程的系统辨识方法[J]. 控制与决策, 1996(3):404-407.
[27] 汪镭, 吴启迪. 蚁群算法在系统辨识中的应用[J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(1):102-109.
[28] 江修波, 黄彦婕, 赖祥生. 改进蚁群算法及其在变压器绝缘介质响应电路参数辨识中的应用[J]. 高电压技术, 2011, 37(8):1982-1988.
[29] 邵正炎, 吴峰, 鞠平. 蚁群算法在电力负荷模型参数辨识中的应用[C]// 中国高等学校电力系统及其自动化专业学术年会. 2004.
[30] 纪振平, 谢植, 马交成. 基于自适应蚁群算法的传热模型参数辨识[J]. 冶金自动化, 2009, 33(1):6-11.
[31] 卫金茂, 王淑琴. 系统辨识的神经网络实现[J]. 东北师大学报(自然科学), 1997(4):27-29.
[32] 毛云英, 王萍, 杨正方,等. 线性时变系统辨识的神经网络方法[J]. 天津大学学报自然科学与工程技术版, 2000, 33(2):247-251.
[33] 张晓宇, 仪垂杰. 次级通道在线辨识的神经网络方法[J]. 噪声与振动控制, 2009, 29(1):69-72.
[34] 佘明洪. 系统辨识中神经网络应用的初步研究与讨论[J]. 科技展望, 2016, 26(34).
[35] 胡玉玲, 曹建国. 基于模糊神经网络的动态非线性系统辨识研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(3):560-562.
[36] 张世华, 雎刚. 一种实数编码的自适应遗传算法及其在热工过程辨识中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2):210-214.
[37] 王立志, 付婧娇, 孙海蓉. 基于遗传算法的过程辨识方法实现与应用[J]. 华北电力大学学报自然科学版, 2005, 32(5):39-42.
[38] 焦嵩鸣, 韩璞, 黄宇,等. 模糊量子遗传算法及其在热工过程模型辨识中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(5):87-92.
[39] 钱磊,雎刚. 一种热工过程 RBF 神经网络模型辨识方法[J]. 自动化仪表,2016,01:13-15+20.
[40] 郝超, 徐志成. GLBest-PSO 算法在热工过程模型参数辨识中的应用[J]. 电工电能新技术, 2012, 31(2):79-82.
[41] 刘长良, 于希宁, 姚万业,等. 基于遗传算法的火电厂热工过程模型辨识[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(3):170-174.
[42] 刘长良, 于希宁, 姚万业,等. 基于遗传算法的火电厂热工过程模型辨识[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(3):170-174.
[43] 韦根原, 赵鹏旭, 韩璞. 基于混沌粒子群算法的火电机组热工过程辨识方法[J]. 热力发电, 2014(10):35-39.
[44] 路立平, 鹿晓力, 金楠. 系统辨识在空调房间建模上的应用[J]. 山东建筑大学学报, 2005, 20(3):36-38.

[45] 张泠, 陈友明, 张楠,等. 建筑墙体外表面换热过程遗传算法的研究[J]. 制冷学报, 2002, 23(3):58-58.
[46] 张泠, 张丹, 陈友明,等. 建筑维护结构表面换热过程辨识数学模型[J]. 建筑热能通风空调, 2001, 20(6):22-24.
[47] 程建杰, 龚延风, 许明,等. 围护结构传热系数快速测试仪的辨识算法研究[J]. 建筑热能通风空调, 2007, 26(2):101-103.
[48] 霍海娥, 敬成君, 霍海波. 改进遗传算法在导热反问题研究中的应用--以建筑物外墙热工参数协同研究为例[J]. 西华大学学报自然科学版, 2014(1):94-98.
[49] 白建波, 张小松, BaiJianbo,等. 空调系统在线辨识算法的研究[J]. 暖通空调, 2007, 37(5):18-23.
[50] 王攀藻. 星级酒店 HVAC 系统多变量过程模型辨识仿真分析[J]. 电子设计工程, 2015, 23(5):67-70.
[51] 李浩, 吴晓君, 唐婷,等. 关于变风量空调系统控制性能优化设计[J]. 计算机仿真, 2016, 33(9):345-349.
[52] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings. IEEE Xplore, 1995:1942-1948 vol.4.
[53] Shi Y, Eberhart R. Modified particle swarm optimizer[C]// IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence. IEEE Xplore, 1998:69-73.
[54] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 20(1):1671-1676.
[55] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]// Evolutionary Computation, 2000. Proceedings of the 2000 Congress on. IEEE Xplore, 2000:84-88 vol.1.
[56] He S, Wu Q H, Wen J Y, et al. A particle swarm optimizer with passive congregation[J]. Bio Systems, 2004, 78(1-3):135.
[57] Monson C K, Seppi K D. The Kalman Swarm: A New Approach to Particle Motion in Swarm Optimization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004:140-150.
[58] Engelbrecht A. Training Product Unit Neural Networks[C]// Stability and Control: Theory and Applications. 2001.
[59] Juang C F. A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 2004, 34(2):997.
[60] Nieto P J G, Fernández J R A, Suárez V M G, et al. A hybrid PSO optimized SVM-based method for predicting of the cyanotoxin content from experimental cyanobacteria concentrations in the Trasona reservoir: A case study in Northern Spain[J]. Applied Mathematics & Computation, 2015, 260(C):170-187.
[61] 蒋红梅, 李战明, 唐伟强,等. 变风量空调系统的优化控制研究[J]. 暖通空调, 2016, 46(3):84-88.
[62] 杨晓庆, 左为恒, 李昌春. 改进 PSO 算法在中央空调控制系统中的应用[J]. 计算机仿真, 2011, 28(11):201-204.

[63] 马少华, 孟繁庆, 孙化泽. 基于改进的 PSO 算法的 PID 控制在 VAV 空调系统末端的应用[J]. 沈阳建筑大学学报自然科学版, 2010, 26(3):592-598.
[64] Ziegler J G. Optimum Settings for Automatic Controllers[J]. Transactions of the A.s.m.e, 1942, 64(2B):759-768.
[65] Hang C C, Astrom K J, Ho W K. Refinements of the Ziegler-Nichols tuning formula[C]//IEE Proceedings D-Control Theory and Applications. IET, 1991, 138(2): 111-118.
[66] Cohen G H, Coon G A. Theoretical Consideration of Retarded Control[J]. Transactions of the American Society of Mechanical Engineers, 1953:433-444.
[67] Lopez A M, Murrill P W, Smith C L. Tuning PI and PID controllers. Instruments and Control System, 1969,
[68] 顾诞英. 基于继电反馈的时滞系统自整定控制方法研究[D]. 上海交通大学, 2009.
[69] 夏红, 赏星耀, 宋建成. PID 参数自整定方法综述[J]. 浙江科技学院学报, 2003, 15(4):236-240.
[70] Åström K J, Anton J J, Årzén K E. Expert control ☆[J]. Automatica, 1986, 22(3):277-286.
[71] 俞海斌, 褚健. CFB 锅炉汽包水位的专家 PID 控制[J]. 机电工程, 2000, 17(3):103-106.
[72] 杨大勇, 李鸣. 专家 PID 控制在过程控制装置上的仿真与应用[J]. 计算机与现代化, 2008, 2008(2):116-118.
[73] 涂春鸣, 罗安. 新型静止无功发生器 ASVG 及其不对称专家 PID 控制[J]. 中南大学学报自然科学版, 2000, 31(2):180-183.
[74] 路宗强, 石重阳, 邹振春,等. 基于专家 PID 控制器的节流压井管汇电气控制系统[J]. 电气传动, 2007, 37(5):43-44.
[75] Malki H A, Misir D, Feigenspan D, et al. Fuzzy PID control of a flexible-joint robot arm with uncertainties from time-varying loads[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1997, 5(3): 371-378.
[76] Tzafestas S, Papanikolopoulos N P. Incremental fuzzy expert PID control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1990, 37(5): 365-371.
[77] 毛志忠, 常玉清. 先进控制技术[M]. 科学出版社, 2012.
[78] 段力学. PID 参数整定方法分类与概述[J]. 现代计算机, 2012(5):23-26.
[79] 丁锋, 萧德云, 丁韬. 多新息随机梯度辨识方法[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6):870-874.
[80] 王维贺, 王平. 二阶加纯滞后对象模型辨识方法及其应用[J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(9):21-24.
[81] Vladimí, Strejc R. Trends in identification ☆[J]. Automatica, 1981, 17(17):7-21.
[82] 董红生. PID 控制器的参数自动整定方法研究[D]. 兰州理工大学, 2003.
[83] 魏环. 连续时间广义预测控制及其实现方法研究[D]. 北京化工大学, 2008.
[84] Marlin T E. Process control. Designing processes and control system for dynamic performance. New York, Mc Graw-Hill, 1995
[85] Astrom K J, Hagglund T. PID controllers: theory, design, and tuning(2nded). Instrument Society of America, 1995
[86] 邱亮. 基于阶跃辨识的 PID 自整定算法研究及其应用[D]. 上海交通大学, 2013.
[87] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]//Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE

International Conference on. IEEE, 1998: 69-73.
[88] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]//Evolutionary Computation, 2001. Proceedings of the 2001 Congress on. IEEE, 2001, 1: 101-106.
[89] 张世华, 雎刚. 一种实数编码的自适应遗传算法及其在热工过程辨识中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2):210-214
[90] 任子武, 伞冶. 自适应遗传算法的改进及在系统辨识中应用研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(1):41-43.
[91] 王立志, 付婧娇, 孙海蓉. 基于遗传算法的过程辨识方法实现与应用[J]. 华北电力大学学报自然科学版, 2005, 32(5):39-42.
[92] 郝超, 徐志成. GLBest-PSO 算法在热工过程模型参数辨识中的应用[J]. 电工电能新技术, 2012, 31(2):79-82.
[93] 高文松, 刘长良. 一种改进粒子群算法及其在热工过程模型辨识中的应用[J]. 热力发电, 2010, 39(3):97-100.
[94] 同济大学数学系.概率论与数理统计.上海：同济大学出版社，2011
[95] 包子阳, 余继周. 智能优化算法及其 MATLAB 实例[M]. 电子工业出版社, 2016.
[96] 曹刚. PID 控制器参数整定方法及其应用研究[D]. 浙江大学, 2004.
[97] 郝成, 岳树盛. 计算机控制技术:工业控制工程应用理论与实践[M]. 电子工业出版社, 2011.
[98] Skogestad S. Probably the best simple PID tuning rules in the world[C]//AIChE Annual Meeting, Reno, Nevada. 2001.
[99] Tyreus B D, Luyben W L. Tuning PI controllers for integrator/dead time processes[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 1992, 31(11): 2625-2628.
[100] Cohen G H, Coon G A. Theoretical consideration of retarded control[J]. Trans. Asme, 1953, 75(1): 827-834.
[101] Schei T S. Automatic tuning of PID controllers based on transfer function estimation[J]. Automatica, 1994, 30(12): 1983-1989.
[102] Rivera D E, Morari M, Skogestad S. Internal model control: PID controller design[J]. Industrial & engineering chemistry process design and development, 1986, 25(1): 252-265.
[103] 徐湘元. 过程控制技术及其应用[J]. 2004.
[104] 窦曰轩. 自动控制原理[M]. 机械工业出版社, 2007.
[105] Santos R A, Normey-Rico J E, Gómez A M, et al. OPC based distributed real time simulation of complex continuous processes[J]. Simulation Modelling Practice & Theory, 2005, 13(7):525-549.
[106] OPC foundation.OPC DA 3.0 Sp ecification[S], Amer ican, 2003 : 1-20.
[107] OPC 基金会(中国).OPC 技术综述[M]. 北京:OPC 国际基金会中国办事处, 2005: 2-4.
[108] Kapsalis V, Koubias S, Papadopoulos G. OPC-SMS: a wireless gateway to OPC-based data sources[J]. Computer Standards & Interfaces, 2002, 24(5):437-451.

附录 A 算例 1 仿真程序

```
%第一套数据
%一阶惯性加纯滞后结构 x[1]为时间常数，x[2]为放大倍数 k，x[3]为延迟时间
%二阶惯性加纯滞后结构 x[1]为时间常数 1，x[2]为时间常数 2，x[3]为放大倍数 k，x[4]为延迟时间
clear all;
clc;
%------给定初始化条件---------------------------------------------
c1=1.4962;                  %学习因子 1
c2=1.4962;                  %学习因子 2
MaxDT=200;                  %最大迭代次数
D=3;                        %搜索空间维数（未知数个数）
N=40;                       %初始化群体个体数目
global t
global f
t=[0:10:200];
f1=[0.00 0.03 0.28 0.77 1.40 2.06 2.66 3.18 3.61 3.95 4.22 4.42 4.57 4.69 4.77 4.83 4.88 4.91 4.94 4.95 4.97];                    %原数据
f=[0.00 0.034 0.290 0.746 1.389 2.107 2.703 3.107 3.635 3.784 4.323 4.405 4.441 4.517 4.536 4.607 5.120 5.134 4.821 5.019 4.966];          %有噪声有延迟
%------初始化种群的个体(可以在这里限定位置和速度的范围)------------
for i=1:N
    for j=1:D
        x(i,j)=randi(50,1);     %随机初始化位置
        v(i,j)=randn;           %随机初始化速度
    end
end
%------先计算各个粒子的适应度，并初始化 Pi 和 Pg----------------------
for i=1:N
    p(i)=fitness(md(x(i,:)),x(i,:));
```

```
    y(i,:)=x(i,:);
end
pg=x(1,:);                    %Pg 为全局最优
for i=2:N
    if fitness(md(x(i,:)),x(i,:))<fitness(md(pg),pg)
        pg=x(i,:);
    end
end
%------进入主要循环，按照公式依次迭代，直到满足精度要求------------
for z=1:MaxDT
    w=0.9-(z-1)*0.5/(MaxDT-1);%惯性权重从 0.9 线性递减至 0.4
    for i=1:N
        v(i,:)=w*v(i,:)+c1*rand*(y(i,:)-x(i,:))+c2*rand*(pg-x(i,:));
        x(i,:)=x(i,:)+v(i,:);
        if fitness(md(x(i,:)),x(i,:))<p(i)
            p(i)=fitness(md(x(i,:)),x(i,:));
            y(i,:)=x(i,:);
        end
        if p(i)<fitness(md(pg),pg)
            pg=y(i,:);
        end
    end
    Pbest(z)=fitness(md(pg),pg);
end
%------最后给出计算结果
disp('*************************************************************')
disp('函数的全局最优位置为：')
Solution=pg'
disp('最后得到的优化极值为：')
Result=fitness(md(pg),pg)
disp('*************************************************************')
%------算法结束---DreamSun GL & HF----------------------------------
MV=md(pg);
```

```
figure(1)
r=[1:MaxDT];
plot(r,Pbest,'r--','linewidth',2);
xlabel('迭代次数')
ylabel('适应度值')
hold on
fv=fitness(md(pg),pg);
figure(2)
plot(t,f,'^')
hold on
plot(t,MV,'*')
legend('system value','model value')
figure(3)
plot(t,f1,'^')
hold on
plot(t,MV,'*')
legend('system value without noise','model value')

function F=fitness(md,x)
global t
global f
if x(1)-x(2)<0||x(3)<0
    F=1e300;
else
a=f-md;
b=sum(a.^2);
F1=sqrt(b/(length(f)-1));
s=0;
for i=2:length(f)
    s=s+((f(i)-f(i-1))/(t(i)-t(i-1))-(md(i)-md(i-1))/(t(i)-t(i-1)))^2;
end
F2=sqrt(s/(length(f)-2));
F=F1*F2;
```

```
End

md for first order plus delay time
function n1=md(x)
global t;
for i=1:length(t)
if t(i)<x(3)
    n1(i)=0;
else
    n1(i)=x(2)*(1-exp(-((t(i)-x(3))/x(1))));
end
end

md for second order plus delay time
function n1=md(x)
global t;
for i=1:length(t)
if t(i)<x(4)
    n1(i)=0;
else
n1(i)=x(3)-(x(1)*x(3)*exp(-(t(i)-x(4))/x(1)))/(x(1)-x(2)+(x(2)*x(3)*exp(-(t(i)x(4))/x(2)))/(x(1)
- x(2));
end
end
```

附录 B 稳定状态判定证明

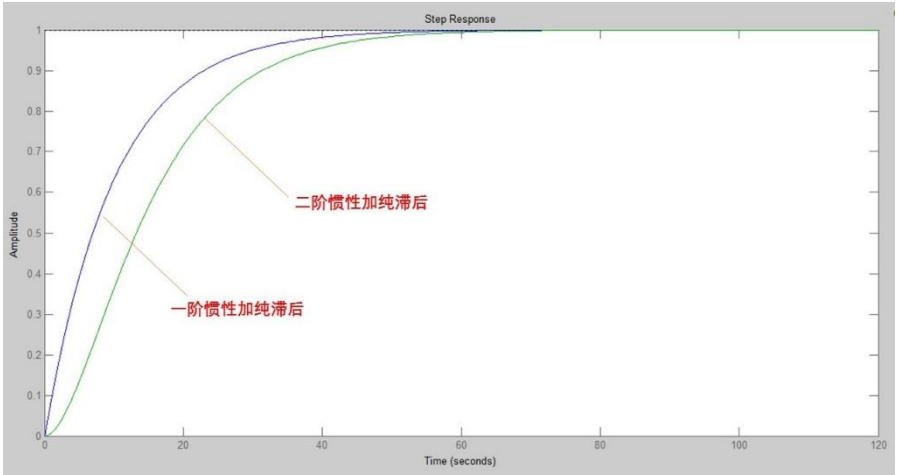


图 B.1 单位阶跃响应曲线

对于一阶加纯滞后模型(式2.8)，当K=1，θ=0时为

$$g_1(x) = 1 - e^{-\frac{x}{\tau_1}}$$

且

$$g_1(x)_{max} = 1$$

对$g_1(x)$进行求导

$$g_1'(x) = \frac{1}{\tau_1} e^{-\frac{x}{\tau_1}}$$

并且

$$g_1'(x)_{max} = \frac{1}{\tau_1}$$

$$\frac{g_1'(x)}{g_1'(x)_{max}} = e^{-\frac{x}{\tau_1}}$$

$$\therefore\ g_1(x) + \frac{g_1'(x)}{g_1'(x)_{max}} = 1$$

即

$$当\frac{g_1(x)}{g_1(x)_{max}} = 0.95时，\frac{g_1'(x)}{g_1'(x)_{max}} = 0.05$$

故对于一阶系统而言，当其当前时刻的系统输出值的斜率与最大斜率之比为 0.05 时，就可以认为该系统进入稳定状态。

对于二阶惯性加纯滞后模型(式 2.21)，当 K=1，θ=0 时可简化为

$$g_2\left(x\right) = 1+\frac{\tau_1\tau_2}{\tau_2-\tau_1}\times\left(\frac{1}{\tau_2}e^{-\frac{x}{\tau_1}}-\frac{1}{\tau_1}e^{-\frac{x}{\tau_2}}\right),\quad \tau_1 > \tau_2$$

且

$$g_2\left(x\right)_{\max} = 1$$

对 $g_2\left(x\right)$ 进行求导

$$g_2^{'}\left(x\right) = \frac{1}{\tau_1-\tau_2}\left(e^{-\frac{x}{\tau_1}}-e^{-\frac{x}{\tau_2}}\right)$$

$$y_2^{'}\left(x\right)_{\max} = \frac{1}{\tau_1-\tau_2}\left[\frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_2}{\tau_2-\tau_1}}-\frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}}\right]$$

所以

$$\frac{g_2^{'}\left(x\right)}{y_2^{'}\left(x\right)_{\max}} = \frac{e^{-\frac{x}{\tau_1}}-e^{-\frac{x}{\tau_2}}}{\frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_2}{\tau_2-\tau_1}}-\frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}}}$$

联立方程组求解

$$\begin{cases} g_1\left(t_1\right)=g_2\left(t_2\right) \\ \dfrac{g_1^{'}\left(t_1\right)}{g_1^{'}\left(x\right)_{\max}} = \dfrac{g_2^{'}\left(t_2\right)}{g_2^{'}\left(x\right)_{\max}} \end{cases}$$

即

$$\begin{cases} 1-e^{-\frac{t_1}{\tau_1}}=1+\dfrac{\tau_1\tau_2}{\tau_2-\tau_1}\times\left(\dfrac{1}{\tau_2}e^{-\frac{t_2}{\tau_1}}-\dfrac{1}{\tau_1}e^{-\frac{t_2}{\tau_2}}\right) \\ e^{-\frac{t_1}{\tau_1}} = \dfrac{e^{-\frac{t_2}{\tau_1}}-e^{-\frac{t_2}{\tau_2}}}{\frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_2}{\tau_2-\tau_1}}-\frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}}} \end{cases}$$

令

$$f = \frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_2}{\tau_2-\tau_1}} - \frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}}$$

$$\because \tau_1 > \tau_2$$

$$\therefore f < 0$$

即

$$\frac{e^{-\frac{t_2}{\tau_1}} - e^{-\frac{t_2}{\tau_2}}}{f} = \frac{\tau_1\tau_2}{\tau_2 - \tau_1}\left(\frac{1}{\tau_2}e^{-\frac{t_2}{\tau_1}} - \frac{1}{\tau_1}e^{-\frac{t_2}{\tau_2}}\right)$$

$$e^{-\frac{t_2}{\tau_2}} - e^{-\frac{t_2}{\tau_1}} = \frac{\tau_1}{\tau_2 - \tau_1}\cdot f\cdot e^{-\frac{t_2}{\tau_1}} - \frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1}\cdot f\cdot e^{-\frac{t_2}{\tau_2}}$$

$$\left(1 - f\cdot\frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1}\right)\cdot e^{-\frac{t_2}{\tau_2}} = \left(1 - f\cdot\frac{\tau_1}{\tau_2 - \tau_1}\right)\cdot e^{-\frac{t_2}{\tau_1}}$$

$$\frac{1 - f\cdot\frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1}}{1 - f\cdot\frac{\tau_1}{\tau_2 - \tau_1}} = e^{\left(\frac{1}{\tau_2} - \frac{1}{\tau_1}\right)t_2} = e^{\frac{\tau_1 - \tau_2}{\tau_1\tau_2}\cdot t_2}$$

所以

$$t_2 = \frac{\tau_1\tau_2}{\tau_1 - \tau_2}\ln\left(\frac{1 - f\cdot\frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1}}{1 - f\cdot\frac{\tau_1}{\tau_2 - \tau_1}}\right)$$

下面证明$t_2 > 0$：

$$\because \tau_1 > \tau_2$$

$$\therefore \text{当}\, t_2 > 0\text{时}$$

$$\therefore e^{\frac{\tau_1 - \tau_2}{\tau_1\tau_2}\cdot t_2} > 1$$

$$\text{则需}\ \frac{1 - f\cdot\frac{\tau_2}{\tau_2 - \tau_1}}{1 - f\cdot\frac{\tau_1}{\tau_2 - \tau_1}} > 1$$

$$\therefore \frac{-f}{1-f \cdot \frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}} > 0$$

$$1-f \times \frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1} > 0$$

将 f 还原，带入上式，则

$$1-\left[\frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_2}{\tau_2-\tau_1}} - \frac{\tau_1}{\tau_2}^{\frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}}\right] \times \frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1} > 0$$

令

$$\frac{\tau_1}{\tau_2} = a > 1, \frac{1}{a-1} > 0$$

则

$$1+\left[a^{\frac{-a}{a-1}} - a^{\frac{-1}{a-1}}\right] \times \frac{a}{a-1} > 0$$

$$a-1+a^{\frac{-1}{a-1}} - a^{1-\frac{1}{a-1}} > 0$$

$$a-a^{1-\frac{1}{a-1}} > a^0 - a^{0-\frac{1}{a-1}}$$

令

$$f\left(x\right) = a^x - a^{x-b}\left(b > 0, a > 1\right)$$

$$f'\left(x\right) = a^x \ln\left(a\right) - a^{x-b}\ln\left(a\right) > 0$$

所以函数 $f\left(x\right)$ 为单调递增函数。

令 $x_1 = 1, x_2 = 0$，$b = \frac{1}{a-1}$ 所以式 (3.54)成立。

则 $t_2 > 0$ 得证。

所以存在 t_1、t_2，使方程组

$$\begin{cases} g_1\left(t_1\right) = g_2\left(t_2\right) \\ \frac{g_1'\left(t_1\right)}{g_1'\left(x\right)_{\max}} = \frac{g_2'\left(t_2\right)}{g_2'\left(x\right)_{\max}} \end{cases}$$

成立。

所以，对于二阶惯性加纯滞后系统，存在一点

$\left(t=\frac{\tau_1\tau_2}{\tau_1-\tau_2}\ln\left(\frac{1-f\cdot\frac{\tau_2}{\tau_2-\tau_1}}{1-f\cdot\frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}}\right)\right)$，在此点满足$g_2\left(x\right)+\frac{g_2'\left(x\right)}{g_2'\left(x\right)_{max}}=1$。且不同$\tau_1$、$\tau_2$情况下的$\frac{g_1'\left(x\right)}{g_1'\left(x\right)_{max}}$与$\frac{g_2'\left(x\right)}{g_2'\left(x\right)_{max}}$的图像如图 3.9 所示。可知，当$t_2>\frac{\tau_1\tau_2}{\tau_1-\tau_2}\ln\left(\frac{1-f\cdot\frac{\tau_2}{\tau_2-\tau_1}}{1-f\cdot\frac{\tau_1}{\tau_2-\tau_1}}\right)$时，$\frac{g_1'\left(t_1\right)}{g_1'\left(x\right)_{max}}<\frac{g_2'\left(t_2\right)}{g_2'\left(x\right)_{max}}$，此时$y_1\left(t_1\right)=y_2\left(t_2\right)$，所以如果$\frac{g_2'\left(t_2\right)}{g_2'\left(x\right)_{max}}=0.05$，$y_1\left(t_1\right)=y_2\left(t_2\right)>0.95$，满足稳定工况。

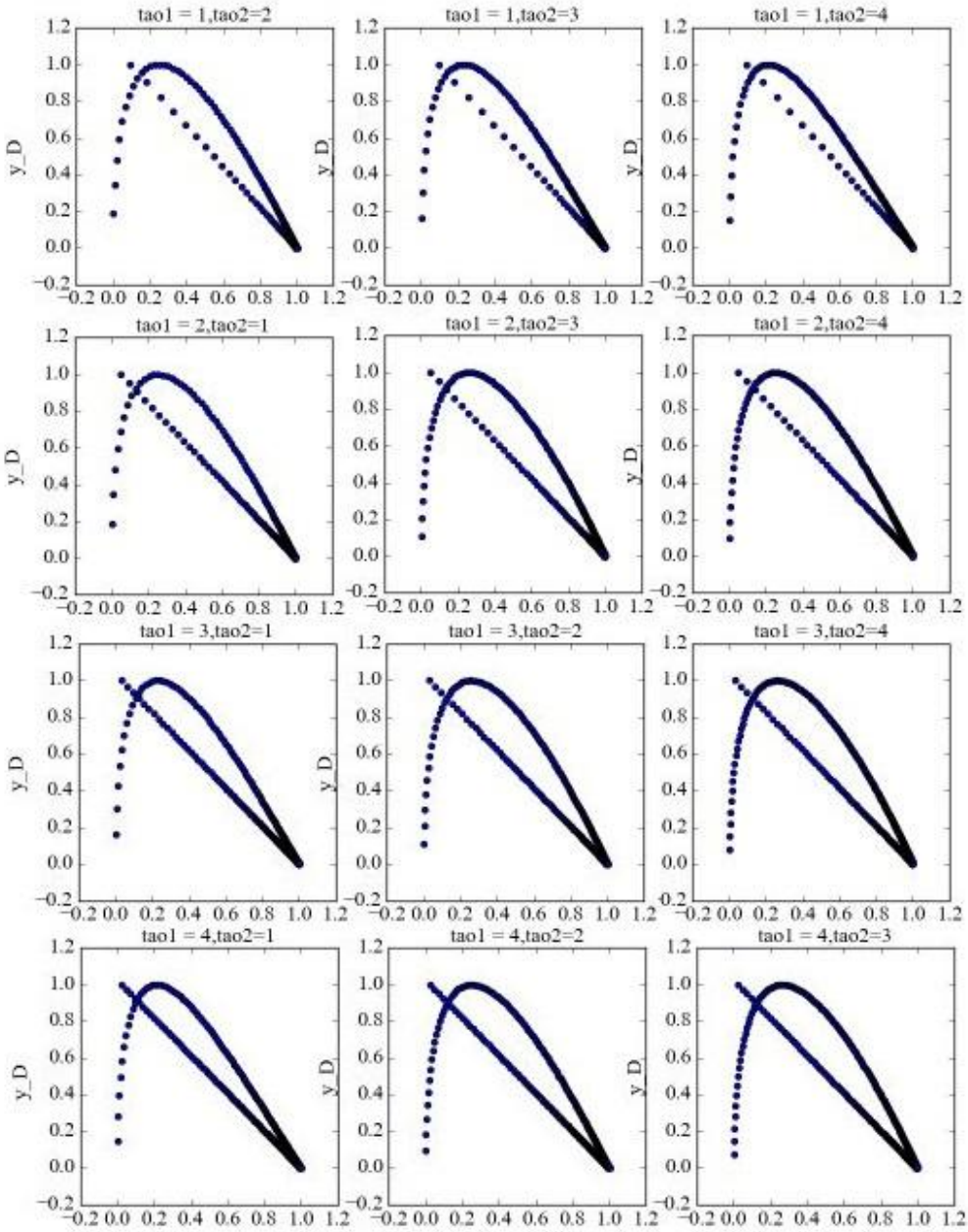


图 B.2 不同τ_1、τ_2情况下的$\frac{g_1'(x)}{g_1'(x)_{max}}$与$\frac{g_2'(x)}{g_2'(x)_{max}}$的图像

(直线为$\frac{g_1'(x)}{g_1'(x)_{max}}$，曲线为$\frac{g_2'(x)}{g_2'(x)_{max}}$)

附录 C MATLAB OPC 客户端开发程序(以房间 1 为例)

```
da = opcda('localhost', 'PhoenixContact.AX-Server.21');
%创建一个与服务器相对应的 opcda 对象
connect(da);   %连接服务器-建立 MATLAB 与指定 OPC 服务器之间的连接

if da.status=='connected'
    display('-----------Connect Successfully!-----------');
    grp_Room1=addgroup(da,'Group_Room1');   %创建 OPC 数据访问组对象

    %向组中添加项
    Room1_Test=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room_1_Test');   %测试模式
    Room1_Test_In=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room_1_Test_In');   %阀位
    Room1_TempSP=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room1_TempSP');
    %回水温度设定值
    Room1_Temp=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room1_Temp');   %回水温度
    Room1_Flow=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room1_Flow');   %流量
    Room1_Kc=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room_1_Kc');      %静态增益
    Room1_Ti=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room_1_Ti');      %积分时间
    Room1_Td=additem(grp_Room1,'TestResource.Main.Room_1_Td');      %微分时间
end

write(Room1_Test,1);          %写入 PLC，开始测试
write(Room1_Test_In,30);      %阀位设置为 30%
……
start(grp_Room1);             %记录开始
wait(grp_Room1);              %等待记录
……
disconnect(da);               %断开 OPC 连接
```

个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

个人简历：

侯丹琳，女，1987 年 7 月生。

2010 年 6 月毕业于东北电力大学，建筑环境与设备工程专业，获得工学学士学位。

2014 年 9 月入同济大学至今，动力工程专业（暖通方向），攻读工程硕士学位。

已发表论文：

[1] Danlin Hou，Yiqun Pan，Zhizhong Huang. A Method of HVAC Process Object Identification Based on PSO，The 3nd Asia Conference of International Building Performance Simulation Association (ASim2016). Jeju, Korea, Nov 2016

[2] 侯丹琳，潘毅群. 小型分散式变风量空调系统，第二十届全国暖通空调制冷学术年会. 海南，中国，2016.11

待发表论文：

[1] 侯丹琳，潘毅群，黄治钟. 一种基于粒子群算法的暖通空调过程对象辨识方法. 建筑节能（已录用）