分　类　号：TP273　　　　　　　　　　　　　　　　单位代码：10183
研究生学号：2018524058　　　　　　　　　　　　　　　密　　级：公 开

吉 林 大 学

硕士学位论文

（专业学位）

压电陶瓷驱动微定位平台的迭代控制方法

Iterative Control Method of Piezoelectric Ceramic-Driven Micro-Positioning Platform

作 者 姓 名：李建普
类　　　别：工程硕士
领域（方向）：控制工程
指 导 教 师：于树友　教授
培 养 单 位：通信工程学院

2021 年 6 月

压电陶瓷驱动微定位平台的迭代控制方法

Iterative Control Method of Piezoelectric Ceramic-Driven Micro-Positioning Platform

作 者 姓 名： 李建普

领域（方向）： 控制工程

指 导 教 师： 于树友 教授

类 别： 工程硕士

答 辩 日 期： 2021 年 5 月 29 日

吉林大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交学位论文，是本人在指导教师的指导下，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，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。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。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：李建蒨

日期：2021 年 6 月 1 日

关于学位论文使用授权的声明

本人完全了解吉林大学有关保留、使用学位论文的规定，同意吉林大学保留或向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权吉林大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。

（保密论文在解密后应遵守此规定）

论文级别：■硕士 □博士

学科专业：控制工程

论文题目：压电陶瓷驱动微定位平台的迭代控制方法

作者签名：李建普　　指导教师签名：于树友

2021 年 6 月 1 日

作者联系地址（邮编）： 吉林省长春市南关区人民大街 5988 号 (130022)

作者联系电话：13678826610

摘 要

压电陶瓷驱动微定位平台的迭代控制方法

压电陶瓷作动器作为新型的功能材料，具有低耗能、定位精准、可靠性高等优势，被广泛应用在机械微操作以及振动控制等领域。但同时存在多值映射性、频率依赖等特性，这些特性会导致系统控制精度的下降。因此，研究如何消除压电陶瓷的频率依赖非线性特性的影响，提高其跟踪精度，具有非常重要的现实意义。

基于搭建的压电陶瓷驱动实验平台，建立了能够描述压电陶瓷作动器的Hammerstein模型。Hammerstein模型的静态非线性部分采用非对称Bouc-Wen模型，其参数通过差分进化算法进行辨识；Hammerstein模型的线性动态部分等效为一个线性系统，参数通过matlab辨识工具箱中的最小二乘法辨识得到。所建Hammerstein模型通过电压驱动实验验证了精确性。

为了消除压电陶瓷的迟滞特性，采用逆补偿线性化被控对象的策略。因此在Hammerstein模型的基础上，提出了一种迟滞补偿结合反馈-迭代学习控制的策略来处理系统的非线性和不确定性，其中迟滞补偿抵消压电陶瓷的迟滞非线性；迭代学习控制本质上是一种前馈控制，经过有限次迭代可以处理重复干扰和迟滞补偿误差，提高控制精度；反馈控制处理外界干扰，提高系统的稳定性。实验结果表明了所设计的复合控制在不同频率的期望位移下的有效性。

在实际控制过程中，为避免环境中存在各种干扰源和实验平台内部产生的噪声会对系统状态的估计产生影响，因此在迟滞补偿的基础上引入了线性卡尔曼滤波方法；同时，考虑到具有“前馈-反馈”结构的模型预测控制可以处理由补偿误差等引起的模型不确定性和易于与卡尔曼滤波相结合的优点，设计了基于卡尔曼滤波的模型预测控制。实验结果表明了所设计的控制策略在不同频率的期望位移下的有效性。

关键词：

压电微定位平台，Hammerstein 模型，迟滞补偿，迭代控制器，卡尔曼滤波，模型预测控制

Abstract

Iterative control method of piezoelectric ceramic-driven micro-positioning platform

As a new type of functional material, piezoelectric ceramic actuators have the advantages of low energy consumption, accurate positioning, and high reliability. They are widely used in mechanical micro-operation and vibration control. However, there are characteristics such as multi-value mapping and frequency dependence at the same time, which will cause the decrease of system control accuracy. Therefore, it is of great practical significance to study how to eliminate the influence of the frequency-dependent nonlinear characteristics of piezoelectric ceramics and improve its tracking accuracy.

Based on the constructed piezoelectric ceramic drive experiment platform, a Hammerstein model that can describe piezoelectric ceramic actuators is established. The static nonlinear part of the Hammerstein model adopts the asymmetric Bouc-Wen model, and its parameters are identified by the differential evolution algorithm; the linear dynamic part of the Hammerstein model is equivalent to a linear system, and the parameters are identified by the least square method in the matlab identification toolbox . The built Hammerstein model verifies its accuracy through voltage drive experiments.

In order to eliminate the hysteresis characteristics of piezoelectric ceramics, a strategy of inverse compensation and linearization of the controlled object is adopted. Therefore, based on the Hammerstein model, a strategy of hysteresis compensation combined with feedback-iterative learning control is proposed to deal with the nonlinearity and uncertainty of the system, in which hysteresis compensation offsets the hysteresis nonlinearity of piezoelectric ceramics; iterative learning control is essentially It is a feed-forward control that can deal with repeated interference and hysteresis compensation errors after a limited number of iterations to improve control accuracy; feedback control handles external interference and improves system stability. The experimental results show the effectiveness of the designed compound control under the expected displacements of different frequencies.

In the actual control process, in order to avoid the existence of various interference sources in the environment and the noise generated inside the experimental platform that will affect the estimation of the system state, the linear Kalman filter method is introduced on the basis of hysteresis compensation; at the same time, taking into account Model predictive control with a "feedforward-feedback" structure can handle the model uncertainty caused by compensation errors and the advantages of being easy to combine with Kalman filter. A model predictive control based on Kalman filter is designed. The experimental results show the effectiveness of the designed control strategy under the expected displacements of different frequencies.

Key Words:

Piezoelectric micro-positioning stage, Hammerstein model, Hysteresis compensation, Iterative controller, Kalman filter, Model predictive control

目 录

插 图 目 录

表 格 目 录

第 1 章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

随着当今社会的日益发展，高精度定位技术的需求也愈发增多，在航天领域，电焊加工，以及汽车装配等相关领域也开展了纳米定位技术的研究[1−4]，纳米定位技术对于我国的发展起着至关重要的作用。例如电脑芯片与手机芯片等，对于这类芯片所需求的加工精度都是纳米级的，然而如果采用传统的加工手段往往难以达到这类芯片的加工需求，目前还是比较依赖国外的高精度定位技术加工，为此研究高精度定位技术，对于国家具有重大的战略意义。

基于压电陶瓷(Piezoelectric actuators PEAs)驱动的微定位平台由于具有极高的分辨率、较低的能耗等优点[5]，目前也已经应用在实际加工中，例如显微镜与一些高精度的医疗器械中[6−9]，但是压电陶瓷本身具有迟滞特性的材料，而这种特性将会在实际加工中的精度产生影响，会出现系统不稳定等负面效果，因此如何处理压电陶瓷的迟滞特性，成为促进高精度定位技术发展的关键

1.2 压电陶瓷国内外研究现状

压电陶瓷的迟滞特性是指压电陶瓷的输入电压与输出位移间存在频率依赖的多映射关系 [10, 11]。频率依赖是指迟滞环与电压频率有关，具体关系如图 1.1 所示。压电陶瓷的频率依赖特性，会造成系统定位精度下降，因此为了提高提高定位精度，需要消除压电陶瓷的频率依赖迟滞特性。目前国内外主要在建模和控制方面入手，通过建立的模型设计控制器来消除频率依赖特性，从而提高其定位精度。

1.2.1 压电陶瓷迟滞模型研究现状

国内外对常用的压电陶瓷的模型研究可分为二大类：1）剖析压电陶瓷的频率依赖迟滞现象的原理，并根据机理进行建模的物理模型，原理性强。比如 Jiles-Atherton(JA) 模型 [12]、Maxwell 模型 [13]、Bouc-Wen 模型 [14]等；2）基于频率依赖的迟滞曲线特点进行建模，该方法不剖析原理，精度较高。主要有唯象模型和算子

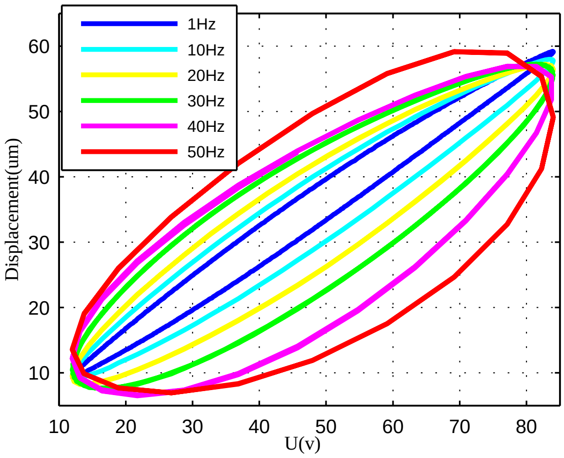


图 1.1　压电陶瓷率相关迟滞现象

模型。算子模型仅仅是采用迟滞算子对频率依赖特性进行建模，常见的基于迟滞算子的模型有Krasnoselskii-Pokrovskii(KP)模型[15]、Preisach 模型[16, 17]、Prandtl-Shlinskii(PI) 模型[18, 19]、Duhem 模型[20]等；而唯象模型具有泛化性，可以采用各种智能算法（比如，神经网络[21]、机器学习算法[23]和 SVM [22]等）对压电陶瓷的迟滞曲线进行表述。下面介绍一些常用的模型：

1. Bouc-Wen 模型

该模型是Bouc首先提出的，后来由Wen修改以模拟振动中的磁滞力学[24]。由于能够描述许多磁滞的类别、计算简便性和可以根据迟滞回环的特点选择不同参数来描述系统的好处，被广泛应用在了压电磁滞建模中。数学函数如下：

$$F(t) = \alpha k u(t) + (1-\alpha) k h(t) \tag{1.2.1}$$

$$\dot{h}(t) = A\dot{u}(t) - \beta\left|\dot{u}(t)\right|\left|h(t)\right|^{n-1} h(t) - \gamma \dot{u}(t) |h(t)|^{n} \tag{1.2.2}$$

式中 $F(t)$ 代表系统输出位移，由弹性项$\alpha k u(t)$和纯滞后项$(1-\alpha)kh(t)$组成，$h(t)$ 是迟滞变量，其形状和大小由 A、β、γ 和n 来决定。通过适当的参数选择可以实现大多数的迟滞描述。

典型 Bouc-Wen 模型是严格对称模型，但受限于物理材料的特性，实际的压电陶瓷作动器系统迟滞环往往是非对称的[25]，用对称的模型来描述非对称的迟滞环会带来较大的误差。在文献[26, 27]中，通过改变形状控制函数得到了非对称Boce-wen模型。

2. Jiles-Atherton(JA) 模型

Jiles 和 Atherton 通过研究磁致伸缩和磁化之间的相互依赖关系，提出了基于Jiles-

Atherton能量平衡理论的Jiles-Atherton模型[28]，表达式如下：

$$\frac{dM_{\text{irr}}}{dH}=\frac{M_{an}-M_{\text{irr}}}{k\delta-\alpha\left(M_{an}-M_{irr}\right)} \tag{1.2.3}$$

式中$H(t)$为磁通密度，H_{an}为不含磁滞特性的磁滞强度，一般采用郎之万函数，$H_{irr}(t)$为迟滞部分，定义如下：

$$\begin{cases} H_{an}(t)=H_S\left[\coth\left(\frac{E(t)+aH_{irr}(t)}{a}\right)-\frac{a}{E(t)+aH_{irr}(t)}\right] \\ \frac{dH_{irr}(t)}{dt}=\frac{dE(t)}{dt}\cdot\frac{\tilde{\delta}(H_{an}(t)-H_{irr}(t))}{k\delta-a(H_{an}(t)-H_{irr}(t))} \end{cases} \tag{1.2.4}$$

从以上可以看出，由于JA模型存在表达式极度复杂，参数过多等的缺点，所以JA模型并没有广泛得到应用[29]。

3. Preisach 迟滞模型

出生于德国的Preisach提出描述铁磁材料的Preisach模型[30]。可以表示为

$$y(t)=\iint u(\alpha,\beta)\gamma_{\alpha\beta}[u(t)]d\alpha d\beta \tag{1.2.5}$$

其中$y(t)$和$u(t)$是输出值和控制量输入值，$\mu(\alpha,\beta)$是密度函数，α、β $(\alpha\geq\beta)$是升、降阈值，Preisach半平面用$P=\{(\alpha,\beta)\,|\alpha\geq\beta\}$代表，迟滞输出，迟滞输出$\gamma_{\alpha\beta}[u(t)]$。具体形式如下：

$$\gamma_{\alpha\beta}[u(t)]=\begin{cases} 1 & u(t)>\beta \\ \omega & \alpha\leq u(t)\leq\beta \\ -1 & u(t)<\alpha \end{cases} \tag{1.2.6}$$

Preisach模型一方面虽然具有精度高，简单易懂等优点；但是另一方面，存在难以求逆的二重积分项，造成该模型存在计算量较大等问题[17]。考虑Preisach模型无法表达是频率依赖特性，为了表征频率依赖特性，在文献[31]中引入一个双曲正切函数到Preisach迟滞算子中，构造出具有动态特性的Preisach 模型。文献[32] 将动态Preisach算子引入到Preisach 模型来表征压电陶瓷执行器的动态迟滞特性。文献[33]提出了基于电压信号变化率的Preisach模型。

4. Prandtl-Shlinskii(PI) 迟滞模型

Prandtl-Shlinskii(PI) 模型是在Preisach迟滞模型的基础上提出的，该模型相较于Preisach模型，模型参数更易辨识且参数个数可以自己定义[35]，即PI模型是通过对迟滞算子经过线性加权得到的，迟滞算子主要是Play 算子或Stop算子。其中，Play算子曲线如图1.2所示：

为了使PI模型的适应范围更广和考虑压电系统的迟滞环是频率依赖且不是严格对称的，因此文献[34]提出了一种能描述非对称迟滞特性的Modified Prandtl-Ishlinskii(MPI)模型，提升了迟滞模型精度。文献[36] 建立了与输入电压有关的权重函数，从而将电压频率引入到PI模型中。

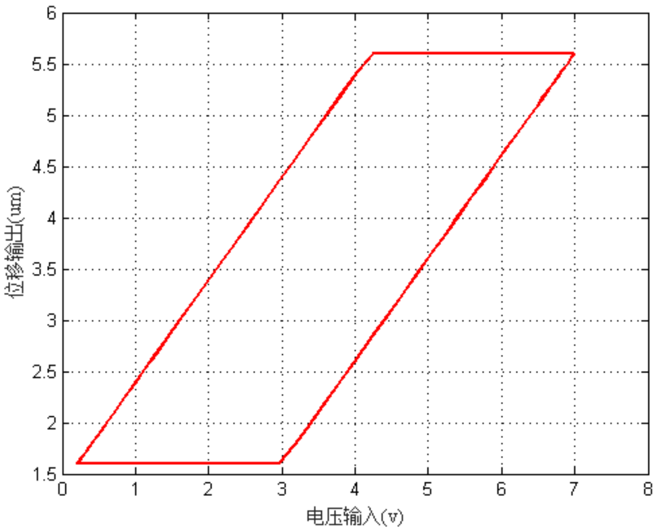


图 1.2 线性 Play 算子几何曲线

5. Duhem 迟滞模型

1897 年 P.Duhcm 提出采用 Duhem 模型来描述磁滞现象， Duhem 迟滞模型数学如式（1.2.7）：

$$\frac{dy}{dt} = a\left|\frac{dy}{dt}[f(u) - y]\right| + \frac{dy}{dt}g(u) \tag{1.2.7}$$

适当的选取 $f(u)$ 和 $g(u)$ 可以描述迟滞系统的迟滞非线性，具体取值如下：

$$f(u) = \begin{cases} av_s & v > v_s \\ av & |v| \leq v_s \\ -av_s & v < -v_s \end{cases} \tag{1.2.8}$$

$$g(u) = \begin{cases} 0 & v > v_s \\ b & |v| \leq v_s \\ 0 & v < -v_s \end{cases} \tag{1.2.9}$$

式(1.2.7)中，u 代表驱动电压，y 代表位移输出信号，a 为大于零的常数。由式(1.2.7)可知，$f(u)$ 和 $g(u)$ 属于该模型的核心参数，通过选取不同的函数表达式，可以表述不同的迟滞特性。

虽然 Duhem 模型属于纯数学公式，简单明了，但是未知参数多，尤其是 $f(u)$、$g(u)$ 函数[37]。文献[38]提出了基于三角函数的频率依赖的Duhem模型，并通过非线性最小二乘法识别其参数；文献[39] 在 Duhem 模型的基础上进行改进，提出了频率依赖的 Duhem 模型。虽然Duhem模型可通过选择不同参数来表达不同的迟滞特性，但是Duhem模型中参数求解困难，所以Duhem 模型应用受到了很大的限制。

6.人工神经网络

人工神经网络原理是通过模拟生物神经网络来进行信息处理的数学模型[40]。目前，沿用至今且最为广泛的神经网络模型分别为在1943年提出的“BP神经元模型”[41]和1988年提出的RBF网络[42]。其中关于压电陶瓷的建模，文献[43]提出了基于拓展空间输入法的RBF神经网络模型；文献[44] 为了模拟频率依赖特性，开发出了基于反冲算子的对角递归神经网络模型。

1.2.2 压电陶瓷迟滞控制方法研究现状

压电陶瓷的率依赖迟滞特性是由于压电陶瓷自身的材料特性产生的，这种迟滞特性会对被控对象的控制精度产生较大影响。为了消除迟滞特性的影响，除了需要建立迟滞系统的精确模型外，还需要结合有效的驱动方式、控制方式和控制算法来消除该影响，目前国内外学者对于迟滞控制策略的研究，大致可以分为两大类：电荷驱动、电压驱动。其中当工作频率比较低时，电荷驱动比电压驱动具有更高的线性度[49]，但是需要设计复杂电路，代价昂贵，限制了电荷驱动的广泛使用，即目前主流的控制方法仍然是电压驱动。

基于电压驱动的控制是通过硬件技术和软件技术共同完成。搭建硬件装置（如位移传感器、驱动电源等）和控制器对系统进行控制实验。鉴于闭环控制可以处理外界干扰，保证系统的稳定，因此多数采用闭环控制消除这些因素的影响。闭环控制主要分以下几种：

1.无逆模型闭环控制

如图1.3所示，可以看出该控制策略是将误差e直接作用在控制器上，通过控制器克服外界干扰的影响，从而提高跟踪精度。

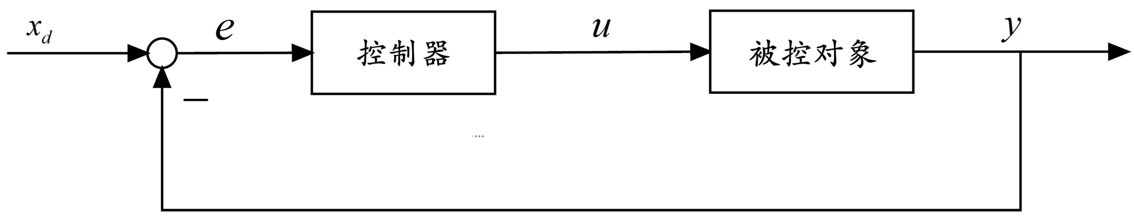


图 1.3 无模型控制框图

无逆模型闭环控制避免了迟滞模型不能求逆的问题，但不采用逆模型带来了控制器求解困难的问题。文献[50]基于神经网络建立压电陶瓷的模型，并在此基础上采用非线性模型预测控制方法。

2.逆模型串联补偿闭环控制

逆模型串联补偿闭环控制可以消除压电位移平台的迟滞非线性影响，但是选取的模型要可求逆模型，逆模型串联补偿闭环控制如图1.4所示。针对线性系统可以采用各种控制策略进行控制，文献[51, 52]针对补偿后的线性系统, 设计基于扩张状态观测器的分数阶滑模控制器；文献[53]构建的广义Bouc-Wen迟滞补偿器结合内模控制达到较好的控制结果。

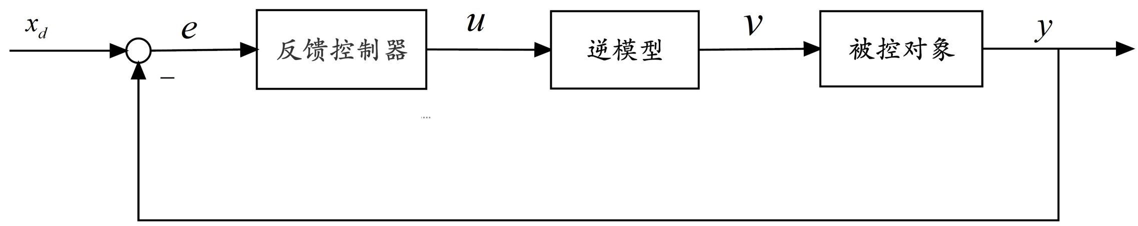


图 1.4　迟滞线性化控制原理图

在图 1.4中，e为期望输入x_d与测量输出y的差值，v为逆模型的输出，作用于控制对象。

3.复合控制

如图1.5所示的基于逆模型前馈补偿的复合控制，其中前馈补偿是可以提高跟踪控制精度，反馈控制提高系统稳定性性，在前馈控制的基础上叠加反馈控制。文献[54]设计了基于逆模型的滑模控制器。文献[55]在多项式逆模型作为前馈控制的基础上，设计了与自抗扰技术相结合的复合控制。

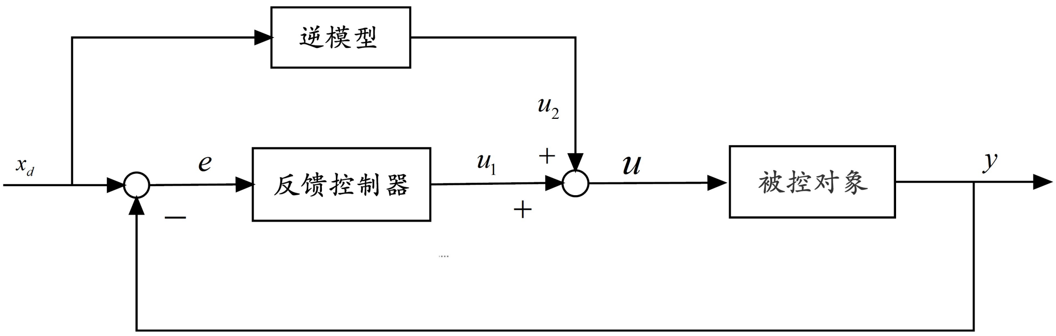


图 1.5　复合控制结构框图

1.3　论文的主要内容

压电陶瓷具有频率依赖的迟滞特性，为了提高其定位的精度，本文研究频率依赖

迟滞非线性建模和控制问题。主要的内容如下：

第一章介绍本论文的研究背景、意义以及介绍迟滞模型和迟滞补偿控制方法的国内外研究现状，最后确定研究思路与各章节内容安排。

第二章主要介绍压电陶瓷驱动的微定位平台试验设备和模型。对试验设备中的软硬件原理和工作原理等方面进行介绍。采用 Hammerstein 模型，对压电陶瓷驱动的率依赖进行建模。其中，非对称 Bouc-Wen 模型代替 Hammerstein 模型的静态部分，并采用了差分进化（DE)算法辨识；采用二阶动态ARX系统，描述 Hammerstein 模型的线性动态部分，参数结果由最小二乘法获得。

第三章为了消除压电陶瓷驱动的微定位平台的迟滞特性，在逆补偿的基础上采用了前馈与反馈的复合控制方式。迭代控制器作为前馈控制，用于解决模型不确定性和动态线性环节，由于前馈控制对外界干扰处理能力有限和为了保证系统稳定性，设计了反馈控制器。

第四章在迟滞补偿的基础上，采用了基于卡尔曼滤波的模型预测控制器。考虑存在补偿误差和外界干扰，采用具有前馈-反馈结构的模型预测控制器进行补偿和抗扰；同时由于实验设备中的位移传感器存在测量噪声，因此设计了卡尔曼滤波器对噪声进行过滤。

第五章对全文的研究内容进行了总结，并针对目前工作中存在的问题，对下一步工作内容进行了展望。

第 2 章　压电微定位平台的率依赖迟滞特性建模

本章主要研究压电陶瓷驱动器的建模问题。为了降低建模复杂度，采用模块化的 Hammerstein 模型描述压电陶瓷频率依赖迟滞特性。

2.1　Hammerstein 模型原理概述

传统Hammerstein模型由两个模块（静态非线性模块和动态线性模块）构成的 [56, 57]，其结构图如2.1所示。它具有结构简单，建模复杂度低等优势，能够更精确的描述系统的非线性特性。

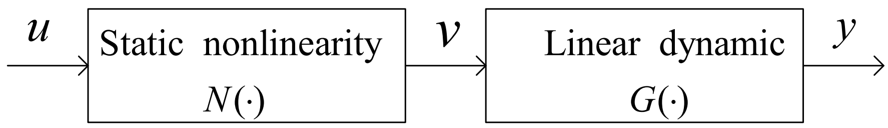


图 2.1　Hammerstein 模型结构图

图2.1中，$u(t)$、$y(t)$分别为压电陶瓷作动器的输入与输出，$v(t)$为不可测的中间变量。这种结构形式一方面简化建模复杂度，另一方面设计迟滞非线性补偿器，抵消系统的非线性特性，从而将非线性控制问题转化为线性控制问题 [58]。

当输入信号频率较低时，表现为静态迟滞非线($N(\cdot)$)，可由非对称静态Bouc-Wen模型来描述并采用差分进化算法辨识参数；当输入信号频率较高时，表现为系统输出与频率依赖，增加动态线性模型($G(\cdot)$)来表征，由最小二乘法辨识参数。

2.2　静态非线性函数及其辨识

2.2.1　传统 Bouc-Wen 静态迟滞模型

Bouc-Wen 迟滞模型是由Bouc和Wen共同提出的一种非线性模型。Bouc-Wen 模型未知参数比较少，可以对迟滞非线性系统进行很好的描述。Bouc-Wen 模型的数学表

达式如下：

$$\begin{cases} x(t) = du(t) - h(t) \\ \dot{h}(t) = \alpha\dot{u}(t) - \beta\left|\dot{u}\right|\left|\dot{h}(t)\right|^{n-1}h(t) - \gamma\dot{u}\left|h(t)\right|^{n} \end{cases} \tag{2.2.1}$$

传统Bouc-Wen迟滞模型中参数$n = 1$，则式(2.2.1)可以转化为下面的形式：

$$\begin{cases} x(t) = du(t) - h(t) \\ \dot{h}(t) = \dot{u}(t)\left[\alpha - \left|h(t)\right|\psi(\dot{u}, h)\right] \\ \psi(\dot{u}, h) = \gamma + \beta\mathrm{sgn}(\dot{u}h) \end{cases} \tag{2.2.2}$$

式中$\psi(\dot{u}, h)$为形状控制函数，可以看出Bouc-Wen模型迟滞环形状与输入电压的频率无关，因此该模型被称为静态迟滞模型。由式(2.2.2)可知，$\psi(\dot{u}, h)$被定义为四个不同阶段。在不同阶段的迟滞环函数表示如下：

$$\begin{cases} \psi_1 = \gamma - \beta, (\dot{u} > 0, h > 0) \\ \psi_2 = \gamma + \beta, (\dot{u} > 0, h < 0) \\ \psi_3 = \gamma - \beta, (\dot{u} < 0, h > 0) \\ \psi_4 = \gamma + \beta, (\dot{u} < 0, h < 0) \end{cases} \tag{2.2.3}$$

由图2.2可看出该模型仅有两个关于中心点严格对称的自由度：$\gamma - \beta$和$\gamma + \beta$。

2.2.2 非对称Bouc-Wen静态迟滞模型

针对压电陶瓷迟滞曲线是非对称的，而经典Bouc-Wen模型是严格对称的问题[27]，文献[59]通过增加形状控制函数参数个数，设计出了Bouc-Wen的改进模型。假设γ为零，并将形状控制函数$\beta\mathrm{sgn}(\dot{u}h)$ 变为$\beta\mathrm{sgn}(\dot{u}h) + \phi\mathrm{sgn}(\dot{u}) + \varphi\mathrm{sgn}(h)$，具体方程如下：

$$\begin{cases} x(t) = du(t) - h(t) \\ \dot{h}(t) = \dot{u}(t)\left[\alpha - \left|h(t)\right|\psi(\dot{u}, h)\right] \\ \psi(\dot{u}, h) = \beta\mathrm{sgn}(\dot{u}h) + \phi\mathrm{sgn}(\dot{u}) + \varphi\mathrm{sgn}(h) \end{cases} \tag{2.2.4}$$

式中形状控制参数为α，β，ϕ，φ，其他变量含义与式（2.2.2）相同。非对称Bouc-Wen模型形状控制函数$\psi(\dot{u}, h)$ 在不同阶段的迟滞环如下：

$$\begin{cases} \psi_1 = \beta + \phi + \varphi, (\dot{u} > 0, h > 0) \\ \psi_2 = \phi - \varphi - \beta, (\dot{u} > 0, h < 0) \\ \psi_2 = \varphi - \beta - \phi, (\dot{u} < 0, h > 0) \\ \psi_3 = \beta - \phi - \varphi, (\dot{u} < 0, h < 0) \end{cases} \tag{2.2.5}$$

由图2.2可看出提出的非对称Bouc-Wen模型有4个自由度($-\beta-\phi+\varphi$,$-\beta+\phi-\varphi$,$\beta+\phi+\varphi$,$\beta-\phi-\varphi$)。

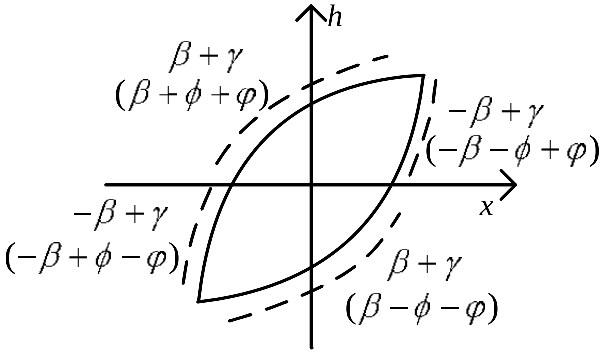


图 2.2　$\psi(\dot{u},h)$特性图

2.2.3　线性模型建立

ARX属于离散域传递函数形式，可以表征压电陶瓷作动器的频率依赖动态性能[43]。具体表达式如式（2.2.6-2.2.8）所示：

$$A(z^{-1})y_k = B(z^{-1})u_k \tag{2.2.6}$$

其中

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \cdots + a_nz^{-n} \tag{2.2.7}$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \cdots + b_mz^{-m} \tag{2.2.8}$$

u_k是输入项，y_k是输出项，z^{-1} 为单位延迟算子，n和m分别是$A(z)$、$B(z)$最高阶次，b_i和a_i是分子和分母的系数，并且$b_m \neq 0$,$a_n \neq 0$。因此，压电陶瓷线性动态环节的传递函数简记为：

$$G(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \tag{2.2.9}$$

2.3　参数辨识方法设计

本文Hammerstein模型的辨识方法采用的是分步辨识方法[60]，分布辨识分为静态Bouc-wen模型辨识过程和动态线性ARX模型辨识过程。其实质主要是通过静态迟滞模型重构中间变量，完成动态线性ARX模型的辨识，在辨识过程中用到了不同形式的激励信号。

1.多次实验表明，本文选取的压电陶瓷在输入电压频率$f < 1Hz$时，压电陶瓷迟滞环几乎一致，因此利用静态非对称Bouc-Wen模型对平台建立静态迟滞模型。首先给驱

动平台施加$f = 0.5Hz$的正弦信号，然后利用PCI 采集卡得到压电平台的输入输出序列，最后基于采集到的数据采用多种群的差分进化算法辨识非对称Bouc-Wen模型的参数，将辨识得到的结果作为Hammerstein模型的静态迟滞非线性模块。

2.由于压电陶瓷具有频率依赖特性，因此还需要进行动态部分辨识。在辨识得到非对称Bouc-Wen模型后，为了得到可以描述压电陶瓷在不同频率下的模型，首先采用一组频率递增，范围为(0.1∼50)Hz正弦扫频信号激励压电陶瓷, 得到离散的输入u_k 和输出y_k，然后将离散的输入u_k作用到步骤1中得到的Bouc-Wen迟滞模型，并得到中间变量v_k。最后将v_k和y_k作为输入和输出序列，利用最小二乘法辨识得到离散动态线性部分。

2.4 Hammerstein模型迟滞非线性部分辨识

2.4.1 差分进化算法

差分进化算法（DE）是一种简单的，用于解决连续空间的全局优化问题的启发式算法。最初由Rainer [61]于1995 年提出用来解决切比雪夫系数拟合问题，并证明了其优势性。

差分进化算法属于浮点数编码，该算法主要由三个参数和四个步骤组成：参数主要有变异因子F、交叉因子CR和种群规模N_p；四个基本步骤：种群初始化、变异、交叉和选择，其中变异、交叉和选择需要不断迭代来得到满足要求的种群个体。
DE算法定义如下：

1、种群初始化

先确定n维目标问题的搜索空间为S，则差分进化算法便需要初始化N_p个n维个体向量。相应的初始化种群中的第i个个体为：

$$X_i = \left(u_i^1, \ldots, u_i^n\right) \in S, \quad i = 1, \ldots, N_p \tag{2.4.1}$$

i是每个个体的编号，N_p是种群规模。

2、种群个体适应度评价

适应度函数用来判断种群中是否产生达到所需精度的个体。主要计算每个种群个体的适应度值，并记录种群中个体最优值，种群标准差、均值等相关参数。

3、变异操作

差分进化的种群会生成不同与其他种群个体的个体，主要是由于变异操作。种群中的个体与种群中的其他个体通过矢量缩放共同组成变异向量。对于每一代的变异目

标向量$V_{i,G}$，其中G为迭代次数。最常用的变异策略如下：

$$V_{i,G} = \left(v_{i,G}^1, v_{i,G}^2, \ldots, v_{i,G}^n\right) \tag{2.4.2}$$

这个变异向量可以使用下列3种方式之一来得到：

$$/DE/rand/1/bin/1'' : V_{i,G} = X_{r_1,G} + F \cdot (X_{r_2,G} - X_{r_3,G}) \tag{2.4.3}$$

$$/DE/best/1/bin1'' : V_{i,G} = X_{best,G} + F \cdot (X_{i,G} - X_{r_2,G}) \tag{2.4.4}$$

$$/DE/current - to - best/1'' : V_{i,G} = X_{r_1,G} + F \cdot (X_{\text{best},G} - X_{i,G}) + F \cdot (X_{r_1,G} - X_{r_2,G}) \tag{2.4.5}$$

其中r_1、r_2、r_3是在区间[1，N_p]中盲目选择出的两两不相同的整数。F通常在区间（0,1）之间取值。$X_{best,G}$代表在当前种群中最好的个体向量。

变异策略的命名一般为$DE/x/y/z$，其中DE代表差分进化算法，x代表差分进化算法中的基向量，用“best”和“rand”来表达，y是发生变异的差分向量数目，数目取1或2，z代表交叉算子的方式。

4、交叉操作

交叉策略是为了通过种群个体之间的互相交流来使变异向量更加多样性，主要是将变异向量$V_{i,G}$与目标向量$X_{i,G}$进行交叉混合，得到试验向量$U_{i,G}$，其中$U_{i,G} = \left\{u_{i,G}^1, u_{i,G}^2, \cdots\cdots, u_{i,G}^n\right\}$。同时引入用于控制实验向量由变异向量组成的概率的交叉参数。交叉方式主要有两种，分别为二项式交叉（bin）和指数交叉（exp）。

（1）二项式交叉

二项交叉如公式（2.4.6）：

$$u_{i,G}^j = \begin{cases} v_{i,G}^j & \text{rand}(0,1) \le CR \quad \text{or} \quad j = j_{\text{rand}} \\ x_{i,G}^j & \end{cases} \tag{2.4.6}$$

其中j_{rand}是[1,N]内的整数，用来保证交叉策略有效和避免算法的停滞。

（2）指数交叉

指数交叉的具体执行方法如公式（2.4.7）：

$$u_{i,G}^j = \begin{cases} v_{i,G}^j & j = \langle l \rangle_n, \langle l+1 \rangle_n, \ldots, \langle l+L-1 \rangle_n \\ x_{i,G}^j & \end{cases} \tag{2.4.7}$$

其中$\langle l_N \rangle$是数学中的取模运算，L在[1,N]内随机取整，表示变异向量中参与交叉的元素数目。

5、选择操作

选择操作是“贪婪”策略。首先将按照适应度函数计算出试验向量和目标向量的适应度值，然后将得到的试验、目标向量的适应度值进行对比，倘若试验向量比目标向量具有效果更好的适应度值，则将该试验向量代替目标向量作为下一代的种群个体，否则目标向量保留。具体操作过程如公式（2.4.8）：

$$X_{i,G+1}=\begin{cases}U_{i,G} & f\left(U_{i,G}\right)<f\left(V_{i,G}\right)\\ X_{i,G} & \end{cases} \tag{2.4.8}$$

其中$f(\cdot)$是适应度函数。

2.4.2 差分进化算法的参数设置

为了增加种群的多样性和提高算法的探索性能，本文采用基于多种群的差分进化算法。为使差分进化算法能够达到最优结果，需要对算法中涉及到的参数根据实际经验进行多次设置。下面主要对算法中的运行参数进行介绍：

1.变异因子F

每一代种群的差异性和收敛性会受到变异因子F的影响。根据式（2.4.3-2.4.5）看出变异因子F的取值越小，种群个体之间相似程度越高，收敛速度越快；反之，变异因子较大时，种群内部相似程度低则收敛速度变慢，但极易跳出局部极值的陷阱。变异因子通常选择0.3 ～0.6，本文选为0.4。

2.交叉因子CR

CR与种群收敛速度相关。CR较小时代表种群单一，会发生过早收敛的情况，即得不到最优值；交叉因子CR较大时，代表种群收敛越快。一般选择0.6～0.9，本文选为0.7。

3.群体规模M

种群中的总个体数量与个体空间维数相关，M一般是个体空间维数的5～10倍。M越大，代表种群越丰富。本文取为30。

4.最大迭代次数G

最大迭代次数G影响算法的运行时间和建模精度。一方面为了保证运行时间，另一方面要保证建模精度合适，需要选取合适的迭代次数。

5.子种群数目

多种群的引入一方面设置子种群间可以保证种群多样化以及交叉变异产生更优的个体，另一方面能够保证问题同时处理，有效地减少计算时间。按适应度值的高低分为三个大小相同的子种群$s_i(i=1,2,3)$。每个子种群采用相同的变异策略同时进化，并在每次迭代结束时，每个子种群在新的适应度值的基础上更新。

2.4.3 DE 算法辨识模型参数

由于差分进化算法中的种群个体维数大小与模型中参数集有关，而根据上节所建立的 Bouc-Wen 静态迟滞模型，本文参数集为$W=[d_r,\alpha,\beta,\phi,\varphi]$，因此种群个体设置为5维的参数向量$X_i=\{x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{i5}\}(i=1,2,\cdots,M)$进行空间搜素，得到最优变量空间。本文的差分进化算法不同于传统进化算法之处是按照适应度大小将总种群分成三个子种群。根据问题的具体特征选取合适的适应度函数。

定义适应度函数为：

$$f=\frac{1}{J} \tag{2.4.9}$$

其中性能指标J可以用均方根误差或相对误差来描述，设

$$J_{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum\limits_{i=1}^{L}\left(X_{\exp}^{i}-X^{i}\right)^{2}}{L}} \tag{2.4.10}$$

$$J_{RE}=\sqrt{\frac{\sum\limits_{i=1}^{L}\left(X_{\exp^{i}}-X^{i}\right)^{2}}{\sum\limits_{i=1}^{L}\left(X_{\mathrm{cxp}}^{i}\right)^{2}}} \tag{2.4.11}$$

算法具体如下：

1. 设置DE参数。比如种群规模M、缩放因子F、交叉概率CR等。
2. 种群初始化。按照下式随机产生初始种群$P(0)=\{X_1(0),\cdots,X_M(0)\}$

$$X_i(0)=X_i^L+rand*(X_i^U-X_i^L) \tag{2.4.12}$$

其中，X_i^U,X_i^L分别为种群个体上下限；

3. 种群个体适应度评价。计算所有子种群中所有个体的适应度值并根据最优适应值f_{best}选取最优个体X_{best}，并将其保存。适应度评价函数为$J=1/RMSE$；
4. 划分子种群。按照评价指标的优劣排序，并依次生成子种群$s_i(i=1,2,3)$；
5. 变异操作。根据式（2.4.4）分别对三个子种群进行变异操作，得到变异矢量$V_i(t)$；
6. 交叉操作。根据式（2.4.6）分别对三个子种群中进行交叉操作得到试验矢量$U_i(t)$；
7.选择操作。将子种群合并，按照式（2.4.8）对子种群$s_i(i=1,2,3)$执行选择操作；
8.按照迭代次数或是否产生最优个体来判断是否结束算法。判断是否满足终止条件$(g\geq G)$或得到最优个体。若满足$g\geq G)$或得到最优个体，则跳出循环；若不满足，则g加1，跳转至2;

DE辨识参数的流程，如图2.3所示：

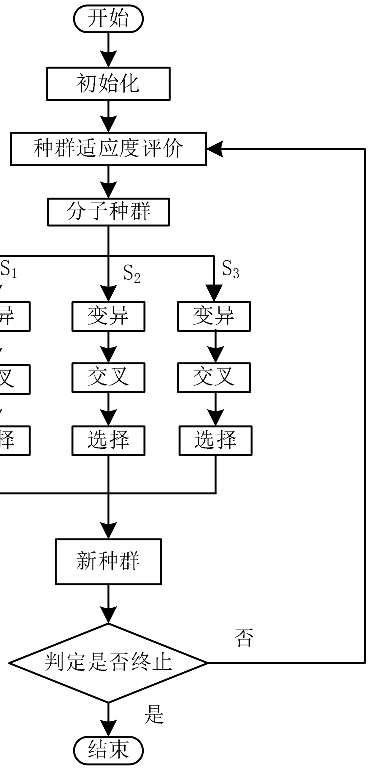


图 2.3　DE算法流程图

2.4.4　非对称 Bouc-Wen 模型参数辨识结果

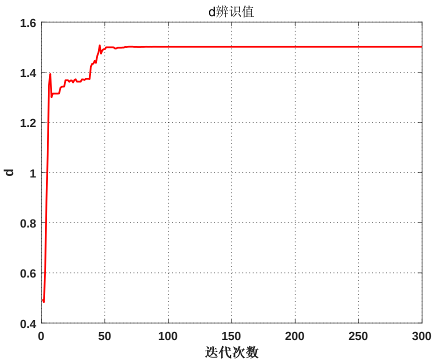
实验证明，迟滞环的形状在低频驱动电压作用下，基本保持一致，因此可以采用正弦信号 $u(t) = 12 * (2\sin(\pi t) + 3)$ 驱动压电陶瓷微定位平台，将采集到的输入输出数据作为差分进化算法辨识的源数据。辨识结果显示，非对称 Bouc-Wen 模型的适应度值为 $J_{\min}(d, \alpha, \beta, \gamma) = 0.03$.

参数辨识结果如图2.4所示，非对称 Bouc-Wen 模型参数值如下：

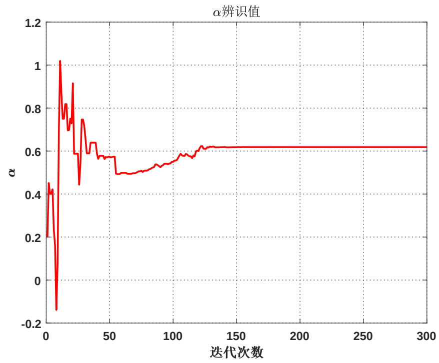
$$d = 1.5934,\ \alpha = 0.64240$$
$$\beta = 0.2951,\ \phi = -0.1851,\ \Phi = 0.0099$$

根据辨识得到的Bouc-Wen模型的参数，输入驱动电压信号 $u(t) = 12 * (2\sin(ft) + 3)$ 对 Bouc-Wen 模型进行实验验证。

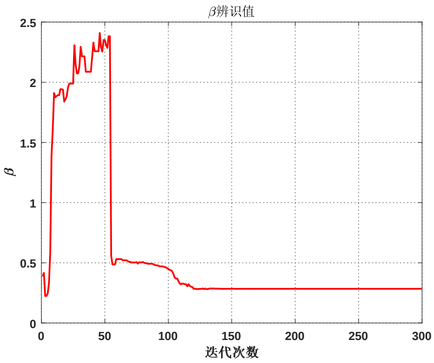
图2.5分别为Bouc-Wen模型迟滞曲线和实验迟滞曲线拟合结果和误差结果。从图中可以看出在低频输入信号的作用下，Bouc-Wen迟滞模型和实验数据拟合的最大误差为0.598um。



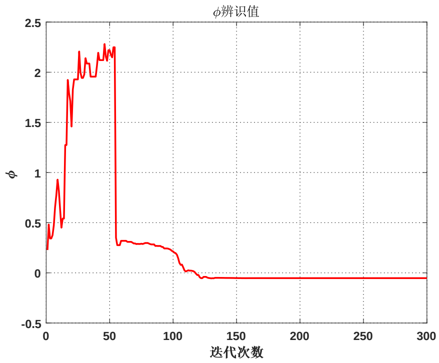
(a) 参数d迭代过程



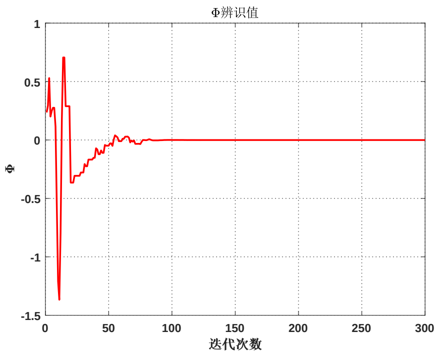
(b) 参数α迭代过程



(c) 参数β迭代过程



(d) 参数ϕ迭代过程



(e) 参数φ迭代过程

图 2.4　非对称Bouc-Wen辨识结果图

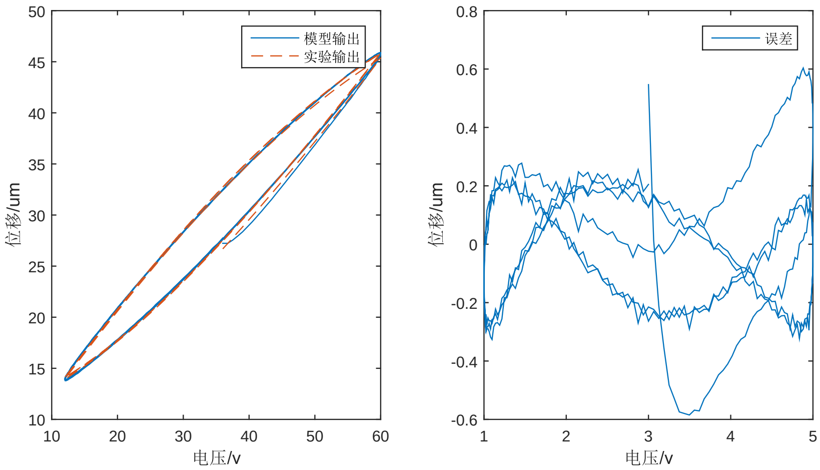


图 2.5　拟合效果/误差

2.4.5　线性模型参数辨识

辨识得到非对称Bouc-Wen模型后, 采用一组频率递增，范围为(0.1~50)Hz正弦扫频信号激励压电陶瓷, 得到输入u_k和输出y_k。将输入u_k作用到Bouc-Wen迟滞模型，并得到中间变量v_k。将v_k和y_k作为输入和输出序列，利用最小二乘法辨识得到差分方程：

$$1.799u(k+1) = y(k+2) - 1.374y(k+1) + 0.6058y(k) \tag{2.4.13}$$

根据以下转换公式：

$$y(k-n) = z^{-n}Y(z) \tag{2.4.14}$$

上式可写成：

$$G(z) = \frac{1.799z}{z^2 - 1.374z + 0.6058} \tag{2.4.15}$$

$G(z)$在$z=0$处有一个零点, 经过计算, 该动态线性部分的极点:

$$z = \frac{687}{1000} \pm \frac{366}{1000} * i \tag{2.4.16}$$

至此，辨识得到了关于频率依赖的 Hammerstein 模型结构。

2.5　Hammerstein模型检验

2.5.1　实验平台

本文基于Matlab/Simulink实时工作空间与PCI-1710数据采集卡，搭建了基于

快速控制原型的半实物仿真实验平台，如图2.6所示。精密定位控制器、压电陶瓷、PCI-1710数据采集卡、计算机等。其中压电陶瓷由哈尔滨芯明天科技公司生产的，型号为P11.X100S系列，标准行程(0∼80)um，额定电压为(0∼120)V，额定频率为(0∼50)Hz，内置电阻应变式位移传感器（分辨率为7nm）；精密定位控制器与定位平台为同一公司产品，可以实时对位移进行精密调整，实现纳米级的精密定位控制。其主要包括：功率放大器（放大倍数为12倍）、SGS传感器模块、供电模块等；数据采集卡由北京研华公司生产，型号为PCI-1710。是具有12-bit模数转化器（ADC)和数模转换器（DAC)的多功能数据采集卡，其最大采样频率为100KHz；计算机主要提供控制器模块，通过控制器程序输出控制量信号并处理分析返回信号。

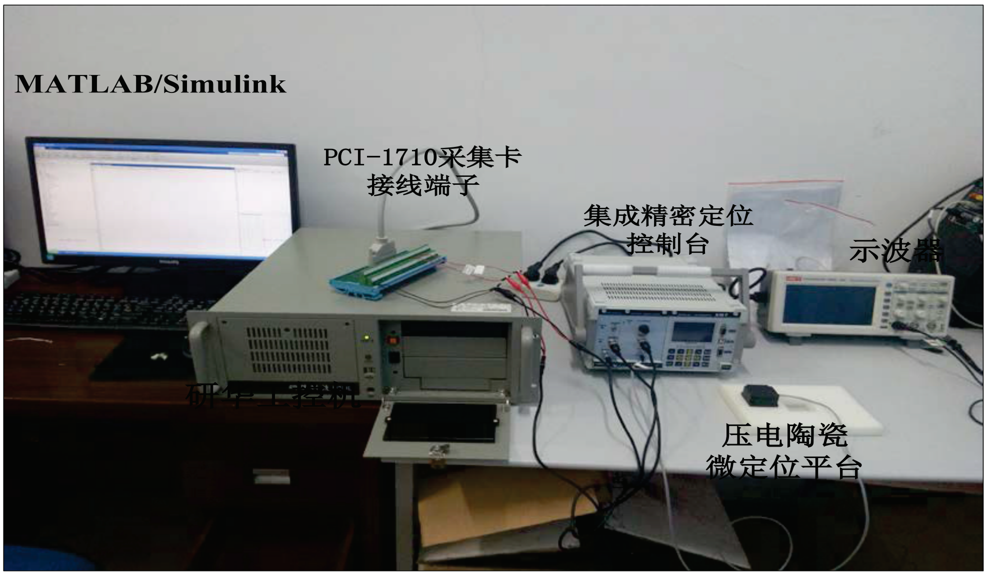


图 2.6　实物仿真平台

2.5.2　系统工作原理概述

在上位机上搭建Simulink控制器模块，电脑将数字控制信号经过PCI-1710数据采集卡的D/A通道作用于压电放大器，驱动压电作动器产生位移；采用传感器模块得出输出信号，然后再经过A/D通道送入到电脑. Simulink将参考信号和反馈回来的数字信号进行比较，偏差值经过Simulink控制器处理后输出数字控制信号再经过数据采集卡数模通道转换成电压控制信号，从而形成了一个闭环。压电微定位平台的实时控制原型实验台的信号流程图如图2.7所示。

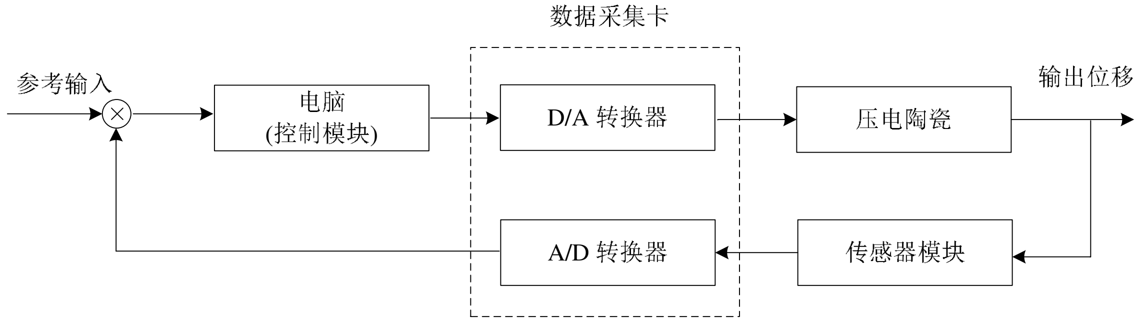


图 2.7　信号流程图

2.5.3　Hanmmerstein模型验证

为证明建立的Hammerstein模型对于描述压电陶瓷微定位平台的迟滞特性的有效性与精确性，在上一小节描述的压电陶瓷微定位平台环境下采用实验验证。采用下式的激励信号作用到压电系统和Hammerstein模型。

$$u(t) = 12 * (2\sin(2\pi ft) + 3) \tag{2.5.1}$$

其中 f 取 $10Hz$ 、 $30Hz$ 、 $50Hz$ 。

采集得到压电系统的输出和 Hammerstein 模型的输出，验证 Hammerstein 模型的精确性。频率依赖的Hammerstein模型仿真结果与压电微定位平台实验结果对比如图2.8-2.10所示，均方根误差和相对误差如表2.1 所示，相对误差均小于4%。从该实验结果可以看出所建的频率依赖的Hammerstein模型能够很好的模拟实际控制对象。

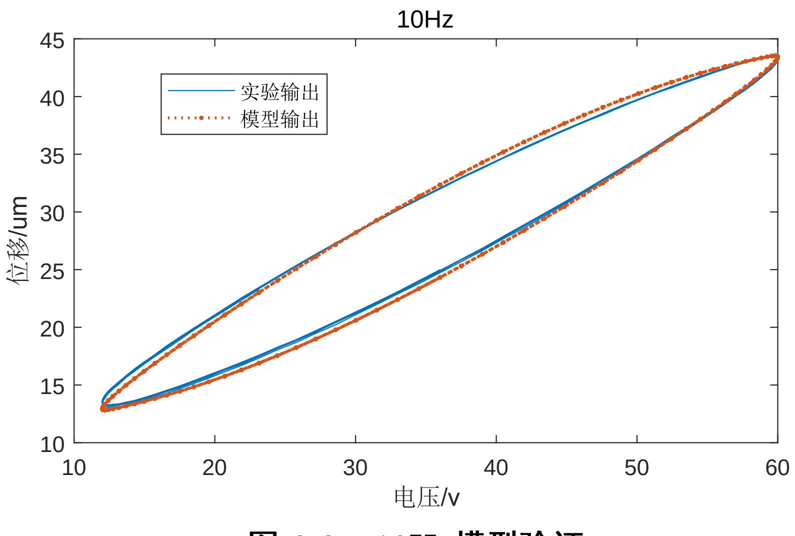


图 2.8　10Hz模型验证

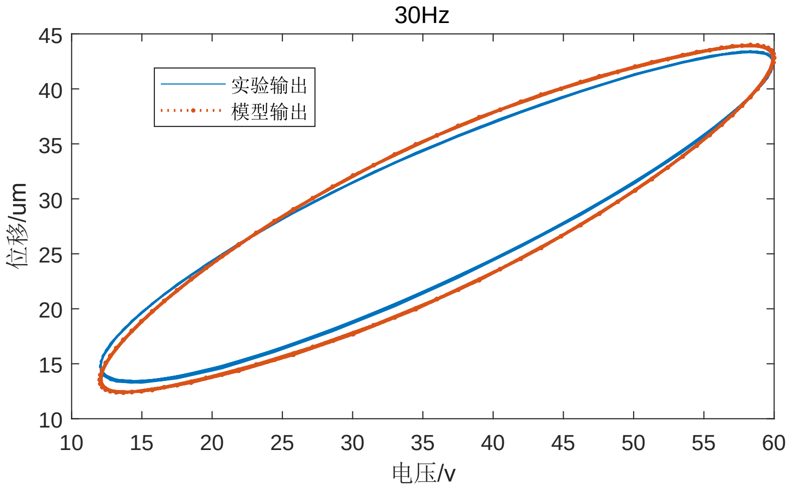


图 2.9　30Hz模型验证

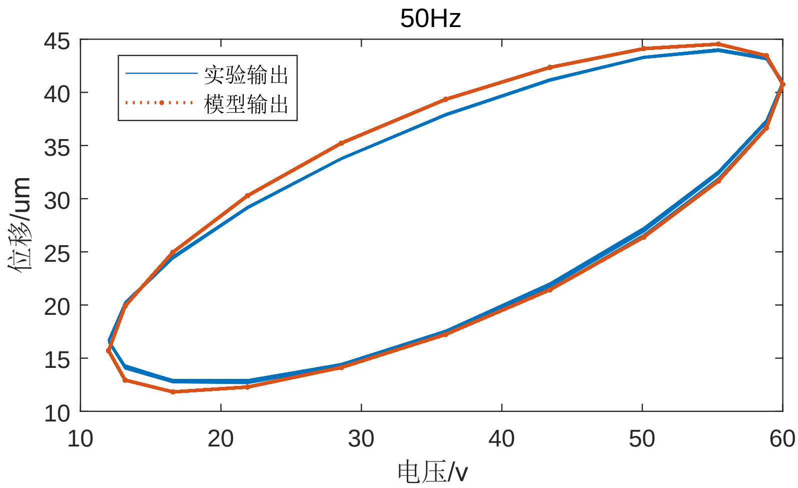


图 2.10　50Hz模型验证

表 2.1　RMSE/RE值

信号频率	RMSE值	RE 值
10Hz	0.4457	0.0152
30Hz	0.7327	0.0241
50Hz	0.8143	0.0372

2.6　本章小结

由于压电陶瓷驱动的微定位工作台存在频率依赖的迟滞特性，因此，本章采

用 Hammerstein 模型整体作为压电陶瓷的数学模型。其中，非对称 Bouc-Wen 模型用来替代 Hammerstein 模型中的静态迟滞模块，并利用差分进化算法辨识其参数；线性二阶ARX模型用来表达 Hammerstein 模型的动态模块，并通过最小二乘法获得参数。验证了所建立的Hammerstein 模型的精确性，并以表格和图片的形式给出。

第 3 章　压电陶瓷微定位平台的迭代学习控制

3.1　迭代学习控制原理概述

迭代学习控制（ILC）的雏形最早用来解决高速运动的机械臂的轨迹跟踪问题[62]。但是，由于采用日文书写，并未引起重视，直到后来，Arimoto[63]于1984年对该算法命名为迭代学习控制并对其进行了改进，使该算法更广为人知。这些贡献在迭代学习控制中占据着举足轻重的地位，因此被业界人士视作ILC 理论的开端。在此基础上，经过国内外诸多学者的继承和发扬，使其在智能类控制中的重要性日渐突出。从字面来看，“迭代学习控制”就是通过对输出误差和控制量进行不断迭代，然后通过设定的迭代函数不断改善系统性能，达到更新控制效果的目的，因而非常适用于具有模型不确定性、跟踪效果要求高的系统，图3.1 形象地展示了这一过程。可以看出，迭代学习控制具有以下优点：

（1）由于对被控系统模型精度要求不严格，因此能处理具有参数摄动等带有模型不确定性的系统。

（2）在不考虑噪声的前提下，迭代控制能完成参考输入轨迹的完全跟踪。

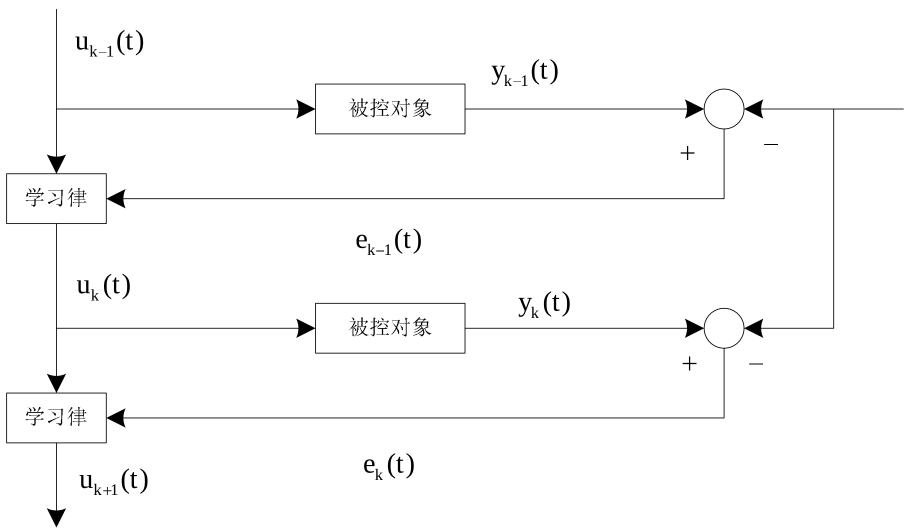


图 3.1　迭代流程图

在研究迭代学习控制时，一般假设满足下述条件：

1).可重复动力学系统

考虑如下具有重复运行的动力系统：

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = f\left(x_i(t), u_i(t), t\right) \\ y_i(t) = g\left(x_i(t), u_i(t), t\right) \end{cases} \tag{3.1.1}$$

式中$i = 0, 1, 2, 3 \ldots$表示迭代周期，x_i、u_i和y_i分别表示第i次系统输入向量、系统状态变量和系统输出向量；$f(\cdot)$ 和$g(\cdot)$是向量函数，其结构与参数与被控对象有关。一般将其转化为离散可重复系统，其动力学系统为：

$$\begin{cases} x_i(k+1) = f\left(x_i(k), u_i(k), k\right) \\ y_i(k) = g\left(x_i(t), u_i(k), k\right) \end{cases} \tag{3.1.2}$$

2).跟踪任务

定义系统在给定有限时间$[0, T]$上的参考轨迹为$y_r(t)$，若存在期望的控制输入$u_d(t)$，则迭代学习控制的目标为：在时间区间$[0, T]$，在初始状态$x_i(0)$下，使系统按照设定的控制学习算法经过多次重复运行，并根据上一次i的迭代控制信息，更新当前$i+1$时刻的控制序列，使其达到理想的控制输入$u_d(t)$，即当$i \to \infty$时，$u_i(t) \to u_d(t)$且系统输出$y_i(t) \to y_r(t)$。

3).初始条件

迭代学习控制初始条件分为两种：1.每次迭代的初态须和期望初态一致，即$x_k(0) = x_d(0)$的严格初始条件；2.初态为某一固定值$x_i(0) = x(0)$ 的固定初始条件，即每次迭代的初态都不变。

4).学习律

开环迭代的学习律如下:

$$u_{i+1}(t) = L_c\left(u_i(t), e_i(t)\right) \tag{3.1.3}$$

式中$e_i(t)$代表系统跟踪误差，L_c被命名为学习增益函数，需要根据实际系统进行设计。可以看出，控制输入$u_{i+1}(t)$是分别将输入$u_i(t)$ 、输出误差$e_i(t)$ 经过L_c映射得到。

闭环迭代学习的学习律形式如下；

$$u_{i+1}(t) = L_c\left(u_i(t), e_{i+1}(t)\right) \tag{3.1.4}$$

可以看出，区别于开环迭代控制：控制输入$u_{i+1}(t)$ 不仅关注第i周期的控制量$u_i(t)$，而且也关注第$i+1$周期的实时误差$e_{i+1}(t)$，其最经典的迭代学习律为D型迭代学习律，其一般形式如下；

$$u_{i+1}(t) = u_i(t) + L_c\dot{e}_i(t) \tag{3.1.5}$$

其中　$\dot{e}_i(t)$ 为跟踪误差$e_i(t)$的导数，对于一般的可重复运行的线性定常系统；

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = Ax_i(t) + Bu_i(t) \\ y_i(t) = Cx_i(t) \end{cases} \tag{3.1.6}$$

其中$t \in [0,T]$, $x \in R^n$ 、$y \in R^r$和$u \in R^m$分别为系统的状态、输出与输入变量。

若系统满足$|I - LCB| < 1$和$x_i(0) = x_d(0)$, 则当$i \to \infty$,D型学习律使得系统输出$y(t)$能在有限时间区间[0,T]上一致收敛于期望轨迹$y_d(t)$, 即$\lim_{k\to\infty} y_r(t) = y_d(t)$。除此之外，还衍生出多种形式的迭代学习控制率，诸如P型、PD型、PI型、PID型等。它们可以由同一个学习律函数来表示：

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + L_c\dot{e}_k(t) + \Gamma_c e_k(t) + Z_c\int_0^t e_k(\tau)d\tau \tag{3.1.7}$$

其中L_c 、Z_c和Γ_c都为学习增益矩阵。可以看出，通过对学习增益的舍取，就能得到P型、PD型等迭代学习控制。

3.2 反馈-迭代学习控制

反馈-迭代控制是一种可以和反馈控制相结合的迭代控制器。定义反馈-迭代控制[64]在z域表达式如下：

$$\begin{cases} V_i(z) = Q(z)\left(V_{i-1}(z) + \rho L(z)E_{i-1}(z)\right) \\ U_i(z) = V_i(z) + G_c(z)E_i(z) \end{cases} \tag{3.2.1}$$

其中i表示迭代次数,$V_i(z)$为经典的迭代学习控制，$G_c(z)$是反馈控制器,$E_i(z)$是误差量。E_{i-1}和$V_{i-1}(z)$代表系统在第$i-1$次的控制输入和输出跟踪误差。$Q(z)$ 和$L(z)$是滤波函数和学习函数，ρ为可调参数且$\rho > 0$。

由式（3.2.1）看出迭代学习的控制量$V_i(z)$由第$i-1$次的控制输入和输出跟踪误差信息得出，故迭代学习控制属于前馈控制。由于前馈控制对于外界非重复干扰无法处理，因此引入输出反馈G_c解决非重复干扰问题。

3.2.1 收敛性分析

考虑公式（3.2.1）系统的输出误差表示为：

$$\begin{aligned} E_i(z) &= Y_r(z) - Y_i(z) \\ &= Y_r(z) - H(z)(V_i(z) + G_c(z)E_i(z)) \\ &= Y_r(z) - H(z)Q(z)V_{i-1}(z) - \rho H(z)L(Z)E_{i-1}(z) \\ &\quad - H(z)G_c(z)E_i(z) \end{aligned} \tag{3.2.2}$$

其中：$Y_r(z)$为参考输入，$Y_i(z)$为第i次迭代的系统输出，$H(z)$是被控对象。整理，得

$$
\begin{aligned}
&(1+H(z)G_c(z))E_i(z) \\
&= Y_r(z) - Q(z)(H(z)V_i(z) + \rho H(z)L(z)E_{i-1}(z)) \\
&\quad + (Y_r(z) - Q(z)Y_r(z)) \\
&= Q(z)(Y_r(z) - H(z)V_{i-1}(z) - \rho H(z)L(z)E_{i-1}(z)) \\
&\quad + (1-Q(z))Y_r(z)
\end{aligned}
\tag{3.2.3}
$$

其中：

$$
\begin{aligned}
E_{i-1} &= Y_r - Y_{i-1} \\
&= Y_r - H(z)U_{i-1}(z) \\
&= Y_r - H(z)(V_{i-1}(z) + G_c(z)E_{i-1})
\end{aligned}
\tag{3.2.4}
$$

即：

$$
(1+H(z)G_c(z))E_{i-1}(z) = Y_r - H(z)V_{i-1}(z) \tag{3.2.5}
$$

将上式(3.2.5)带入（3.2.3），得误差迭代公式:

$$
\begin{aligned}
E_i(z) =& Q(z)(1-\rho\frac{H(z)L(z)}{1+H(z)G_c(z)})E_{i-1}(z) \\
&+ \frac{1-Q(z)}{1+H(z)G_c(z)}Y_r(z)
\end{aligned}
\tag{3.2.6}
$$

定义$P_1(z) = H(z)/1 + H(z)G_c(z)$，则式（21）变为

$$
\begin{aligned}
E_i(z) =& H(z)(1-\rho P_1(z)L(z))E_{i-1}(z) \\
&+ \frac{1-H(z)}{1+H(z)G_c(z)}Y_r(z)
\end{aligned}
\tag{3.2.7}
$$

选取$H(z) = 1$可以避免参考输入的影响，根据误差公式（3.1.7）看出，控制系统还需满足；

1.稳定性条件

设计$G_c(z)$保证系统闭环特征根位于单位圆内。

2.收敛性条件

$$
\sup_{\theta\in[-w_sT, w_sT]} \left|1-\rho P_1(e^{j\theta})L(e^{j\theta})\right| < 1 \tag{3.2.8}
$$

其中w_s为奈奎斯特频率，T为采样频率，即$\theta \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$设计$L(z)$保证式(3.2.8) 绝对值小于1。

3.2.2 反馈-迭代控制器参数选择

1.反馈控制器$G_c(z)$设计

对于反馈-迭代控制器，尽管反馈环和前馈环是相互独立起控制作用的，但是在设计时是相互关联的。反馈环控制器的设计需要满足两个要求[64]：

(1)当$1+H(z)G_c(z)=0$时，对应的特征根位于单位圆内。

(2)在满足要求(1)的前提下，反馈控制器的选择要使$P_1(z)$简单化，保证迭代控制器参数$L(z)$ 容易设计。

2.学习函数$L(z)$的设计

假设经过反馈后，系统稳定。根据误差迭代公式(3.2.7)，本文对于学习函数$L(z)$的设计如下：

假设$P_1(z)$的一般ARX形式：

$$P_1(z^{-1})=\frac{z^m(b_m+\cdots+b_1z^{-m+1}+b_0z^{-m})}{z^n(1+\cdots+a_1z^{-n+1}+a_0z^{-n})} \tag{3.2.9}$$

等式（3.2.9）可写为下面形式：

$$P_1(z^{-1})=\frac{z^{-d}B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \tag{3.2.10}$$

其中$d=n-m$。将分子$B(z^{-1})$分成两部分；

$$B(z^{-1})=B^+(z^{-1})B^-(z^{-1}) \tag{3.2.11}$$

其中$B^+(z^{-1})$是$P_1(z^{-1})$的分子多项式的最小相位部分，$B^-(z^{-1})$ 为$P_1(z^{-1})$的非最小相位部分。假设$B^-(z^{-1})$可因式分解且考虑$L(z)$严格正则，为此我们设计$L(z)$：

$$L(z)=\frac{A(z^{-1})}{z^{d-p}B^+(z^{-1})B^-(z)} \tag{3.2.12}$$

其中$B^-(z)$是将$B^-(z^{-1})$中的z^{-1}替换为z得到的，p是$B^-(z^{-1})$的最高维数。相应的：

$$\begin{aligned}&P_1(z^{-1})L(z)\\&=\frac{z^{-d}B^+(z^{-1})B^-(z^{-1})}{A(z^{-1})}\,\frac{z^{p-d}A(z^{-1})}{B^+(z^{-1})B^-(z)}\\&=\frac{z^{p-2d}B^-(z^{-1})}{B^-(z)}\end{aligned} \tag{3.2.13}$$

因$B^-(z)$和$B^-(z^{-1})$是因式分解形式。故：

$$\begin{aligned}&P_1(z^{-1})L(z)\\&=z^{p-d}\frac{(c_1-z^{-1})\cdots(c_a-z^{-1})}{(c_1-z)\cdots(c_p-z)}\\&=z^{p-2d-p}\frac{(c_1-z^{-1})\cdots(c_a-z^{-1})}{(c_1z^{-1}-1)\cdots(c_pz^{-1}-1)}\end{aligned} \tag{3.2.14}$$

其中c_i为实数且$0<|c_i|<1$，$P_1(z^{-1})L(z)$是一个幅值约为1的有延迟的全通系统。当系统采样频率足够高时，此时假设$|P_1(z^{-1})L(z)|=1$，则式（3.2.8）可写为：

$$\sup_{\theta\in[-w_sT,w_sT]}|1-\rho|<1 \tag{3.2.15}$$

此时$\rho \in (0,2)$可以满足收敛条件（3.2.8）。由上述分析可知，若选取的反馈控制器使系统稳定，则本文提出的迭代控制器参数$L(z)$的设计不仅适用最小相位系统也适用于非最小相位系统。

3.3 压电陶瓷驱动微定位平台的反馈-迭代学习控制

本章设计了复合控制的跟踪控制策略：首先根据前文建立Bouc-Wen迟滞模型的逆模型，并将其与压电陶瓷作动器串联，抵消掉了系统的静态迟滞；然后选用迭代控制作为前馈控制器来提高跟踪精度；最后又选用前文辨识得到的ARX逆模型作为反馈控制，用来解决外部干扰，保证了系统的稳定性。该复合控制框图如图3.2所示，图3.7中x_d是参考输入，N为压电陶瓷作动器实际的迟滞非线性环节，N_e^{-1}为前文辨识到的Bouc-Wen逆模型，$G(z)$为线性动态环节，G_c为反馈控制器。

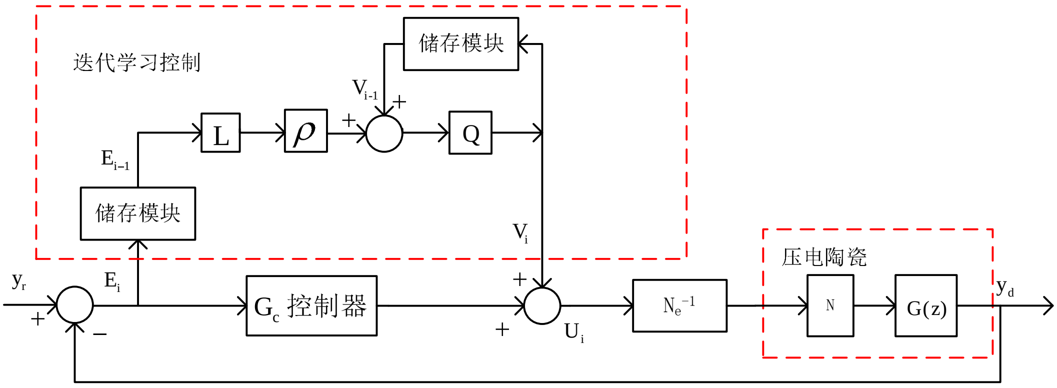


图 3.2　复合控制的结构框图

3.3.1 迟滞控制器设计

基于非对称Bouc-Wen模型的逆模型与压电陶瓷驱动的微定位平台串联补偿压电微定位平台迟滞特性，考虑辨识得到的非对称Bouc-Wen迟滞模型，

$$x = du - h(\cdot) \tag{3.3.1}$$

由式(3.3.1)可以得到Bouc-Wen模型的逆模型，逆补偿结构如图3.3所示：

$$u = \frac{1}{d}(x_r + h(\cdot)) \tag{3.3.2}$$

其中，x_r为实际输入。由于基于非对称Bouc-Wen模型建立的逆模型是静态的，因此只能补偿系统静态迟滞特性[62]。由图3.3可以看出，迟滞补偿器的理想状态是补偿器输

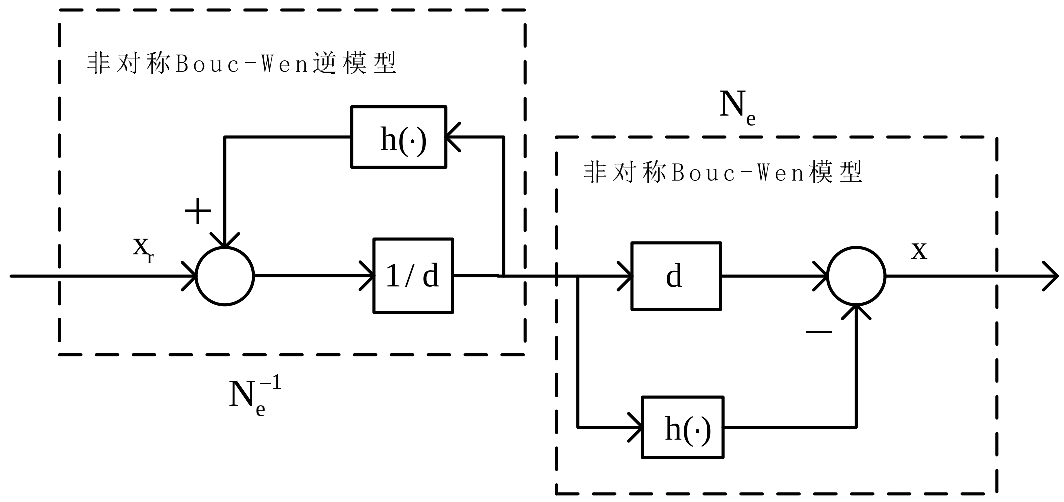


图 3.3　迟滞补偿结构

出x跟踪上输入x_r。从图3.4看出，在低频段下，迟滞补偿后的输入输出近似为一条直线。

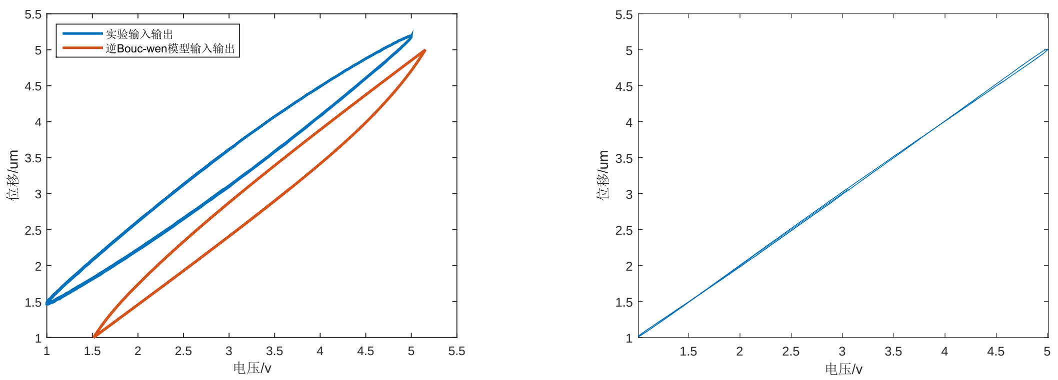


图 3.4　低频段串联补偿

3.3.2　反馈-迭代控制器设计

由于迭代学习控制和反馈控制器是单独作用，且随迭代学习收敛，反馈控制器的工作量减少，因此在保证系统稳定前提下选择上文辨识得到的动态系统的逆模型作为反馈控制器，即$G_c(z) = G^{-1}(z)$，其中$G^{-1}(z)$为理想的逆模型。由工程角度可知，$G_c(z)$应该是严格正则的系统。由上文可知$G(z)$的分子分母阶数相差为1，为保证严

格正则，反馈控制器可取：

$$G_c(z) = kz^{-1}G^{-1}(z) \tag{3.3.3}$$

系统的闭环特征多项式:

$$\begin{aligned} 1 + H(z)G_c(z) &= 1 + kz^{-1}G^{-1}(z)N_e^{-1}NG(z) \\ &= 1 + \frac{kN_e^{-1}N}{z} \end{aligned} \tag{3.3.4}$$

令$1 + G_c(z)P(z) = 0$，得：

$$z = -kN_e^{-1}N \tag{3.3.5}$$

基于非对称Bouc-Wen模型所构造的迟滞补偿器并不能完全补偿压电陶瓷作动器的迟滞部分且由图3.4可以看出串联补偿后曲线斜率接近于1，即$N_e^{-1}N$ 是个接近于1的值。因此选取合适的k，可以保证闭环极点位于单位圆内。

由于存在模型不确定性$N_e^{-1}N$，因此在迟滞补偿下，若不考虑动态环节建模误差，此时压电作动器实际被控对象为$H(z) = N_e^{-1}NG(z)$。根据式(3.2.7)、(3.3.4)可知：

$$P_1(z) = \frac{H(z)}{1 + H(z)G_c(z)} = \frac{N_e^{-1}NG(z)}{1 + kN_e^{-1}Nz^{-1}} \tag{3.3.6}$$

其中 $N_e^{-1}N$是个接近于1的值，即$N_e^{-1}N/(1 + N_e^{-1}N)$为常数。若不考虑常数部分，此时$P_1(z) = zG(z)$按照式(3.2.12)对$L(z)$设计：

$$L(z) = \frac{A(z^{-1})}{z^{d-p}B^+(z^{-1})B^-(z)} \tag{3.3.7}$$

由式（3.3.4）得动态环节$zG(z)$是最小相位系统且分子分母最高维相同，即$B^-(z^{-1})=1$，$p = 0$和$d = 0$。因此取$L(z)$如下：

$$L(z) = \frac{1 - 1.374z^{-1} + 0.6058z^{-2}}{1.799} \tag{3.3.8}$$

考虑收敛性条件（3.2.8）：

$$\begin{aligned} |1-\rho P_1(z)L(z)| &= \left|1-\frac{\rho N_e^{-1}N}{1 + kN_e^{-1}Nz^{-1}}G(z)L(z)\right| \\ &= \left|1-\frac{\rho N_e^{-1}N}{z + kN_e^{-1}N}zG(z)L(z)\right| \end{aligned} \tag{3.3.9}$$

其中$zG(z)L(z) = 1$，即：

$$\begin{aligned} |1-\rho L(z)P_1(z)| &= \left|1-\frac{\rho N_e^{-1}N}{z + kN_e^{-1}N}\right| \\ &= \left|\frac{z + N_e^{-1}N(k-\rho)}{z + kN_e^{-1}N}\right| \\ &= \left|\frac{1 + N_e^{-1}N(k-\rho)z^{-1}}{1 + kN_e^{-1}Nz^{-1}}\right| \end{aligned} \tag{3.3.10}$$

经过多次试验得出$0 < k < 1$时，该反馈控制器$G_c(z)$可以保证系统稳定。若满足系统稳定又具有很好的收敛速度，此时k、ρ 需要满足：

$$\begin{cases} 0 < k < 1 \\ k - \rho = -1 \end{cases} \tag{3.3.11}$$

假设可以完全补偿迟滞特性，即$N_e^{-1}N = 1$。此时，式（3.3.10）可写为

$$|1 - \rho L(z)P_1(z)| = \left|\frac{1 + (k-\rho)z^{-1}}{1 + kz^{-1}}\right| \tag{3.3.12}$$

为了进一步说明选取的合理性，按照式（3.3.11）选取几组k、ρ并画出式（3.3.12）对应的Bode图(采样频率为100KHz,实验最大频率为$w_{\max} = 100\pi$)。

当$k = 0.2$、$\rho = 1.2$，$k = 0.5$、$\rho = 1.5$和$k = 0.8$、$\rho = 1.8$，图3.5是对应的bode图，可以看出该收敛系数函数幅值衰减较好，相角裕度足够，本文选择$k = 0.5$、$\rho = 1.5$。

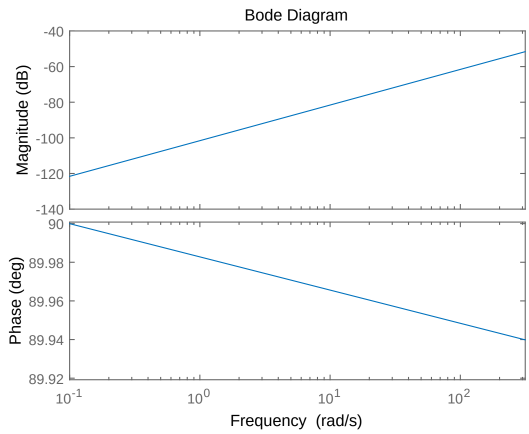


图 3.5 $k = 0.2$、$\rho = 1.2$

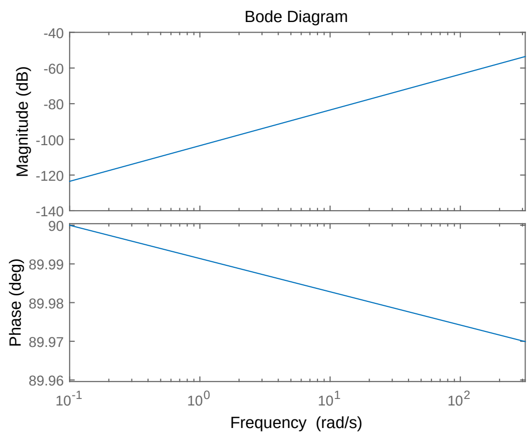


图 3.6 $k = 0.5$、$\rho = 1.5$

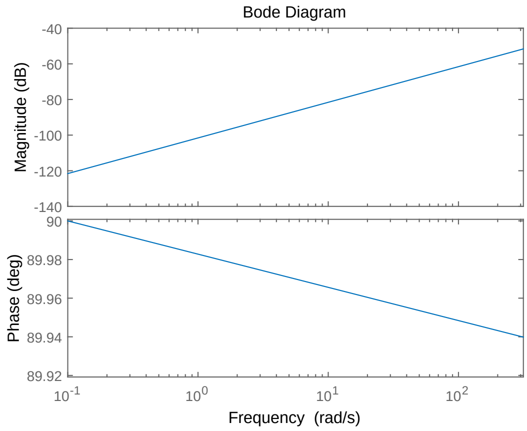


图 3.7 $k = 0.8$、$\rho = 1.8$

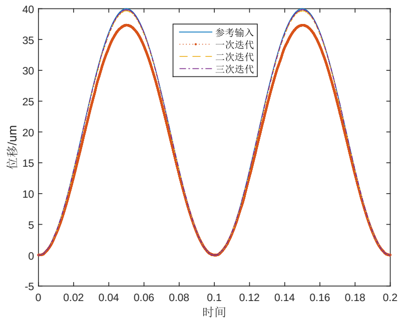
3.4 实时跟踪控制实验

3.4.1 正弦波信号期望轨迹跟踪实验

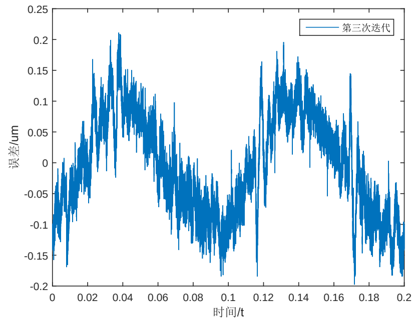
首先对单一频率参考信号进行跟踪实验验证，单一频率参考信号：

$$y_r^f = 20\sin(2\pi ft - \pi/2) + 20um \tag{3.4.1}$$

其频率 f 分别设置为10Hz，30Hz，50Hz，跟踪控制实验结果如图3.8-3.10所示。



(a) 跟踪曲线

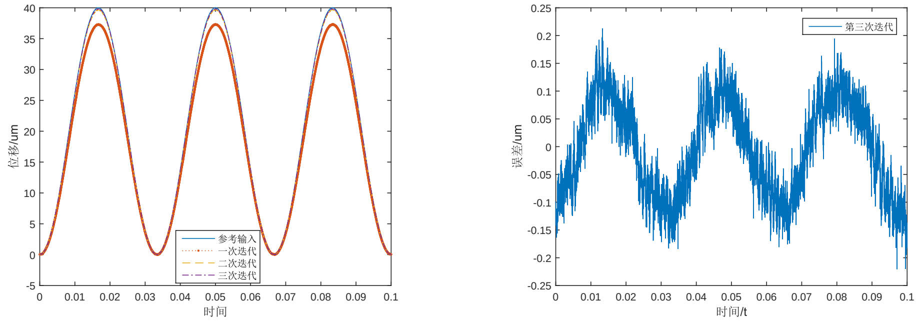


(b) 误差曲线

图 3.8 参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=10Hz)

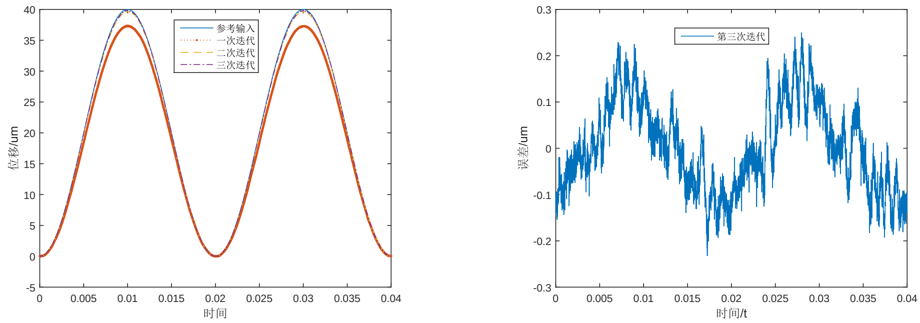
然后采用复合频率参考信号进行实验验证。复合频率参考信号：

$$y_r^c = q\left(q - \sum_{i=1}^{q}\cos(2\pi f_i(t)\right)um \tag{3.4.2}$$



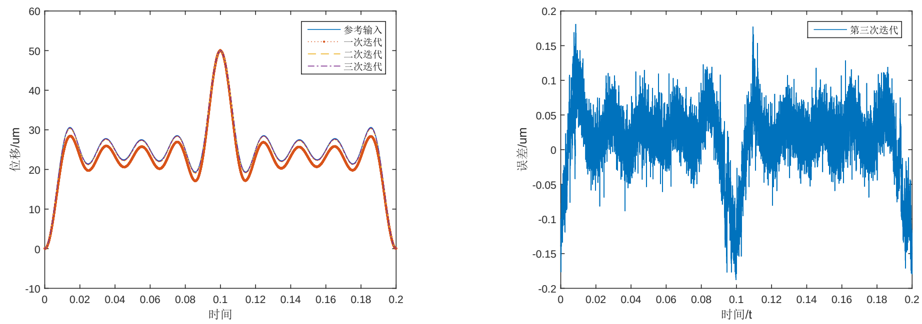
(a) 跟踪曲线　　(b) 误差曲线

图 3.9　参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=30Hz)



(a) 跟踪曲线　　(b) 误差曲线

图 3.10　参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=50Hz)



(a) 跟踪曲线　　(b) 误差曲线

图 3.11　参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=(10,20,30,40,50)Hz)

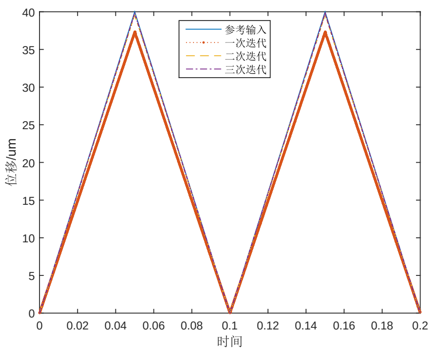
复合频率设置为$q=5$，$f_1=10Hz$，$f_2=20Hz$，$f_3=30Hz$，$f_4=40Hz$，$f_5=50Hz$，实验结果如图3.11所示。

3.4.2 三角波信号期望轨迹跟踪实验

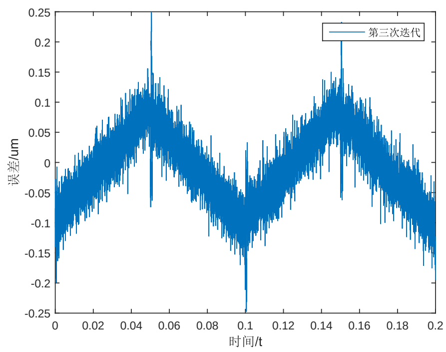
为了进一步验证控制器的有效性，参考跟踪输入轨迹变为三角波信号，三角波信号:

$$y_{rt}^{f}=\begin{cases}\frac{40}{f}t+1 & t\in[0,(\frac{1}{2}+i)f]\\ -\frac{40}{f}t+41 & t\in[(\frac{1}{2}+i)f,(1+i)f]\end{cases} \tag{3.4.3}$$

频率f分别为10Hz、50Hz，i是正整数，跟踪实验结果如图3.10-3.11所示。

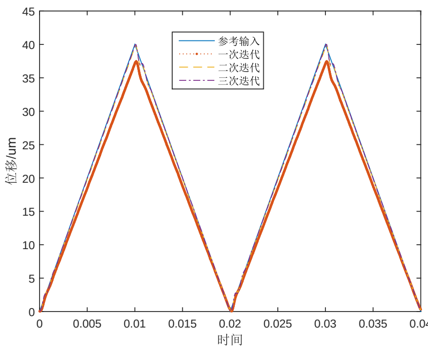


(a) 跟踪曲线

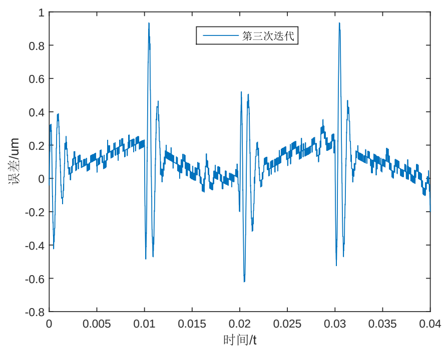


(b) 误差曲线

图 3.12 参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=10Hz)



(a) 跟踪曲线



(b) 误差曲线

图 3.13 参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=50Hz)

表 3.1 RE值

信号频率	第一次迭代	第二次迭代	第三次迭代
y_r^{10}	0.0739	0.0129	0.0018
y_r^{30}	0.0765	0.0149	0.0025
y_r^{50}	0.0812	0.0179	0.0030
y_r^{c}	0.0728	0.0156	0.0026
y_{rt}^{10}	0.0782	0.0135	0.0022
y_{rt}^{50}	0.0869	0.0192	0.0055

表 3.2 RMSE值

信号频率	第一次迭代	第二次迭代	第三次迭代
y_r^{10}	1.2432	0.3024	0.0504
y_r^{30}	1.7816	0.3912	0.0624
y_r^{50}	2.6642	0.5120	0.0896
y_r^{c}	1.9769	0.4068	0.0564
y_{rt}^{10}	1.3506	0.3574	0.0541
y_{rt}^{50}	3.1336	0.6336	0.1495

从实验结果、表3.1和表3.2可以看出基于逆模型的迭代-反馈控制相结合的复合控制方式基本补偿了压电陶瓷作动器本身的迟滞非线性和频率依赖特性。在经过3 次迭代后输出跟踪的均方根误差、相对误差显著降低, 其中正弦波信号相对跟踪误差小于0.20%，三角波信号相对跟踪误差小于0.83%，验证了该控制策略的有效性。

3.5 本章小结

本章采用了前馈控制和反馈控制相结合的复合控制方式设计压电陶瓷驱动的微定

位平台的跟踪控制器。首先串联第二章建立的非对称Bouc-wen模型的逆模型，抵消系统的静态迟滞特性；然后，前馈控制器采用的是迭代学习控制，消除迟滞补偿带来的模型不确定性以及重复干扰误差；最后增加反馈控制器，抑制外部扰动，提升系统的稳定性，实验结果表明该控制方案无论对单一频率和复合频率的参考输入信号均能实现良好的跟踪控制。

第 4 章　压电陶瓷驱动微定位平台的预测控制

4.1　模型预测控制原理概述

模型预测控制(简称MPC)，也称为滚动优化时域控制，是一种新兴的计算机智能控制算法，随着工业控制的要求日益多变和复杂，模型预测控制应运而生。模型预测控制相对于传统PID，可以处理一些具有约束条件的系统的优化问题，比如时变或非时变、线性或非线性以及时滞或非时滞系统等[65]，因此最近广受工业界和学术界的欢迎和使用。模型预测控制的实质是、通过建立的动态模预测系统未来趋势，进一步求解出最优的控制动作施加到系统，并且不断重复这一过程。模型预测控制算法的实现虽然与模型本身关联不大，但其参数等的获取却与模型有关，因此模型预测控制是依赖于模型的。总之，模型预测控制有三大特征：预测模型、滚动优化和前馈+反馈校正。

（1）预测模型。预测控制算法实现的基础是需要建立能表达系统动态特性的模型，该模型主要是用来预测出被控系统的未来变化。总而言之，系统模型是必须的，但不依赖于模型的精度，只需具备预测功能，即能够预测出未来值即可。其中，卷积模型、机理模型和混沌模型是学者常用的三大类模型。

（2）滚动优化。在整个控制过程中都需求解出以当前时刻为起点，有限时域内的局部最优控制序列，并将求解出的当前控制序列的首个元素施加于系统。以上完成了一个时刻的预测控制量的求解，然后按照上述过程求解下一时刻有限时域的预测控制序列，从而刷新被控系统的动态特性，求解新的控制量作用在系统上，如此循环求解，直至控制过程结束。滚动优化机制的存在可以将模型失配、干扰等引起的系统不确定性进行校正补偿，使系统性能接近最优。

（3）前馈+反馈校正。由于在实际被控过程中，被控对象会受到外界的干扰和自身时变性等的影响，造成预测控制量不会适配于实际被控过程，而模型预测控制其实质解决的是开环控制问题，因此，在控制过程中对系统的误差值（实际测量值和预测输出值的差值）进行反馈校正，同时为了提高控制精度，引入了未来的参考输入值、可测干扰作为系统的前馈补偿。总而言之，模型预测控制是一个具备“前馈+反馈”控制结构的控制算法。

为了避免约束、系统延迟等带来的不利影响，引入有限的预测时域p。同时，算法引入控制时域m，来加快控制器的工作效率。一般情况下，要求预测时域大于控制

时域，即$m \leqslant p$。 图4.1为模型预测控制原理框图，包括被控对象、动态预测模型和在

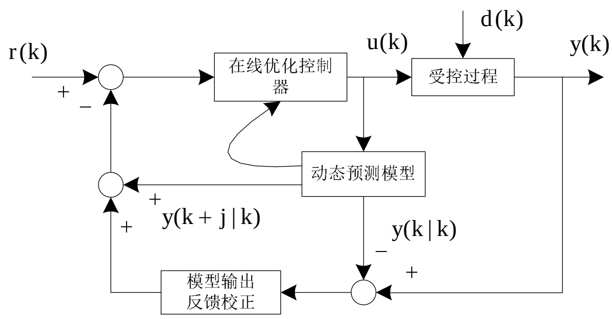


图 4.1　模型预测控制原理框图

线优化控制器。本文根据前文建立的压电陶瓷动态特性，建立了基于状态空间模型的MPC控制器。

4.2　卡尔曼滤波概述

由于环境中存在各种干扰源的影响，以及在检测过程中设备内部的量测噪声会对输出信号产生影响，因此需要在传输过程中，对输出信号进行滤波。根据实现方式滤波可以大概分为两种：模拟滤波器、数字滤波器。其中，模拟滤波器是通过物理硬件实现，数字滤波器需要通过计算机实现，二者都可以对具有固定频谱的确定性信号滤波。而针对没有确定频谱特性的信号，在20世纪40年代时美国学者Wiener提出了Wiener滤波，而且这种滤波方法在火炮控制系统上表现较好，但存在一些缺陷，比如计算量大和存放数据会耗费大量内存等，这大大限制了Wiener滤波的运用领域。

为了克服以上的缺点，匈牙利裔数学家卡尔曼提出了卡尔曼滤波，并利用投影定理对其进行了验证[66]。与Wiener 滤波相比，卡尔曼滤波虽然采取了与Wiener滤波相同的估量准则，但是避免了很多复杂的运算，比如避免求解Wiener-Hoff方程。后来，学者将状态空间方程引入到卡尔曼滤波中，利用状态空间方程能全面描述被控系统，同时将卡尔曼滤波与状态方程相结合来对系统进行信号滤波，完善了滤波理论。

卡尔曼滤波算法具有以下特点：

（1）在高斯白噪声作用下，卡尔曼滤波估计出的状态量信号仅与随机线性系统的输出有关，所以该算法对与平稳、非平稳的随机过程滤波均能适用。

（2）卡尔曼滤波中的矩阵参数（比如卡尔曼增益矩阵）与观测过程没有关系，可以在计算机上进行离线计算。这种特性很大程度上减少了实时计算量，提高了卡尔曼滤波的实时性。

（3）从基于时间域的卡尔曼递推方程可以看出：在当前$i+1$时刻的滤波周期内，仅需获得i时刻的历史数据，就可以对卡尔曼增益矩阵进行修改更正，即在整个时间域上是滚动、不断的进行“预测-修正”的。但整个运算过程中仅用到当前时刻和上一时刻的数据，因此该算法不需要大量的历史数据。这种特点一方面对硬件的要求度不高，节省成本，另一方面该算法在一些领域实现更简便，比如嵌入式领域等。

4.3 基于卡尔曼滤波的模型预测控制器设计

本章控制结构框图如图4.2所示。在迟滞补偿的基础上，设计了基于卡尔曼滤波的模型预测控制。其中针对逆补偿误差以及建模误差的模型不确定性，采用模型预测控制算法（MPC）消除，同时由于在实际控制过程中存在量测噪声，会对测量输出信号产生影响，因此设计线性卡尔曼滤波（SKF）消除噪声干扰影响。图4.2中，y_r是参考输入，y是测量输出，N^{-1}为Bouc-Wen模型逆模型，N为迟滞非线性。

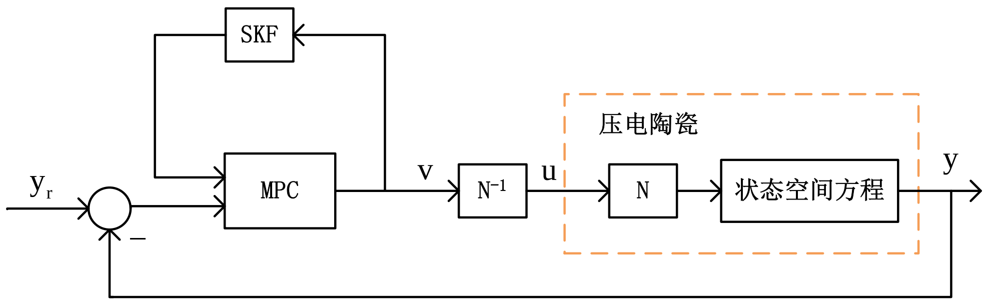


图 4.2 模型预测控制框图

4.3.1 线性卡尔曼滤波设计

在整个控制过程，卡尔曼滤波器以状态方程的控制值和观测值为输入，输出基于最小均方误差的状态变量。假设线性离散估计对象的状态空间表达式的一般形式如下：

$$\begin{cases} x_{k+1} = G_k x_k + H_k u_k + w_k \\ y_k = C_k x_k + D_k u_k + v_k \end{cases} \tag{4.3.1}$$

式中x_k、u_k分别是动态系统在k时刻的状态变量和系统控制输入；H_k、G_k分别表示k时刻的输入矩阵和状态转移矩阵；y_k、w_k分别代表系统k时刻系统输出变量、过程噪声；C_k表示k时刻的观测矩阵；D_k、v_k表示k时刻的前馈矩阵和观测噪声。

假定系统方程中过程噪声w_k和测量噪声v_k的方差Q_k和R_k满足式（4.3.2），且w_i、v_i之间为不相关。

$$\begin{gathered}E\left[w_k\right]=0 \;\; E\left[w_n w_k^T\right]=\begin{cases}Q_k & n=k \\ 0, & n \neq k\end{cases} \\ E\left[v_k\right]=0 \;\; E\left[v_n v_k^T\right]=\begin{cases}R_k & n=k \\ 0, & n \neq k\end{cases}\end{gathered} \tag{4.3.2}$$

在式（4.3.1）给出的动态模型和给出的噪声模型基础上，SKF的递推公式如(4.3.3)-(4.3.9)式所示。通常，K_k称为卡尔曼滤波器增益矩阵，e_k称为新息，$P_{k|k-1}$和$P_{k|k}$称为误差协方差矩阵的先验估计值和后验估计值。

滤波初始条件：

$$\hat{x}_0=E\left(x_0\right), P_0=\operatorname{var}\left(x_0\right) \tag{4.3.3}$$

状态变量先验估计值：

$$\hat{x}_{k|k-1}=G_{k-1}\hat{x}_{k-1}+H_{k-1}u_{k-1} \tag{4.3.4}$$

误差协方差矩阵先验估计值：

$$P_{k|k-1}=G_{k-1}P_{k-1}G_{k-1}^T+Q_{k-1} \tag{4.3.5}$$

卡尔曼增益矩阵：

$$K_k=P_{k|k-1}C_k^T\left(C_kP_{k|k-1}C_k^T+R_k\right)^{-1} \tag{4.3.6}$$

新息更新：

$$e_k=y_k-C_k\hat{x}_{k|k-1}-D_ku \tag{4.3.7}$$

状态变量后验估计值：

$$\hat{x}_k=\hat{x}_{k|k-1}+K_ke_k \tag{4.3.8}$$

误差协方差矩阵后验估计值：

$$P_k=(I-K_kC_k)P_{k|k-1} \tag{4.3.9}$$

总的来说，整个Kalman滤波过程包含预测和校正。

预测部分主要包括状态估计和误差协方差估计两个过程：状态估计是根据$k-1$时刻的状态方程、状态估计值及协方差等系统信息，估计第k时刻的系统状态，即得到系统状态变量的先验估计值$\hat{x}_{k|k-1}$；与此同时，计算出$\hat{x}_{k|k-1}$对应的误差协方差矩阵先验估计值$P_{k|k-1}$。

校正阶段利用k时刻获得的系统信息（观测方程、k 时刻的输出测量值、先验估计给出的状态估计值及其协方差）得到预测阶段的卡尔曼增益矩阵，进而得到系统的状态变量后验估计值$\hat{x}_k$和误差协方差矩阵后验估计值P_k。在整个估计过程中，误差协方

差矩阵$P_{k|k-1}$一方面描述了估计结果的误差大小，另一方面决定了校正过程中估计状态及测量值对应状态的加权系数。较大的$P_{k|k-1}$对应较大的K_k，意味着在估计结果偏差较大时，校正阶段会有一个较大的修正，从而使估计结果向真值逼近。

4.3.2 模型预测控制器设计

本文针对基于串联迟滞补偿后的压电陶瓷跟踪控制问题，采用了基于状态空间方程的模型预测控制器来解决。下面是该控制器的设计步骤：

步骤1-增量状态空间方程。根据控制框图可知，经过迟滞逆补偿后的压电陶瓷驱动微定位平台可以等效为一个线性系统，为方便控制器设计，将辨识得到的式（2.4.13）转化为能控标准型离散状态空间方程。

写成矩阵形式，得到状态空间方程为：

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \end{bmatrix} &= A \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + B_u u(k) \\ y(k) &= C_c \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{4.3.10}$$

其中$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -0.6058 & 1.374 \end{bmatrix}$，$B_u = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$，$C_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 1.799 \end{bmatrix}^T$，$x(k) \in R^2$，$u(k) \in R^1$和$y_m(k) \in R^1$分别是第$k$个采样时刻的状态变量，控制输入和被控对象的输出。

假设逆模型补偿彻底，则基于式（4.3.10）设计模型预测控制。在实际控制过程中，实验平台会有测量噪声，因此引入滤波技术。考虑下面的估计值形式：

$$\hat{x}(k) = A\hat{x}(k-1) + B_u u(k-1) + K\left(y_m(k-1) - C_c\hat{x}(k-1)\right) \tag{4.3.11}$$

其中$\hat{x}(k)$是系统状态向量x的估计，K为上文提到的卡尔曼增益矩阵，$y_m(k)$是系统可测量输出。将得到的估计器形式引入到系统（4.3.10）中得到：

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1) &= A\hat{x}(k) + B_u u(k) \\ \hat{y}(k) &= C_c\hat{x}(k) \end{aligned} \tag{4.3.12}$$

将模型写成增量形式：

$$\begin{aligned} \Delta\hat{x}(k+1) &= A\Delta\hat{x}(k) + B_u\Delta u(k) \\ \hat{y}(k) &= C_c\Delta\hat{x}(k) + \hat{y}(k-1) \end{aligned} \tag{4.3.13}$$

其中：

$$\begin{aligned} \Delta\hat{x}(k) &= \hat{x}(k) - \hat{x}(k-1) \\ \Delta u(k) &= u(k) - u(k-1) \end{aligned} \tag{4.3.14}$$

步骤2-预测方程。基于步骤1中得到的增量状态空间模型，我们可以计算得到基于卡尔曼滤波器的输出估计值。假设在第k 个采样时周期的控制序列为：

$$\Delta U(k)=\begin{bmatrix}\Delta u(k)\\ \Delta u(k+1)\\ \cdots\\ \Delta u(k+m-1)\end{bmatrix} \tag{4.3.15}$$

在当前时刻k，基于步骤1中的增量状态空间模型，得到经过卡尔曼滤波的输出估计以及位移传感器测量得到的真实输出，进一步得到了增量状态空间模型中的状态量。有限预测时域内的输出简记为：

$$\hat{Y}_p(k+1\,|k)=\begin{bmatrix}\hat{y}(k+1\,|k)\\ \hat{y}(k+2\,|k)\\ \cdots\\ \hat{y}(k+p\,|k)\end{bmatrix} \tag{4.3.16}$$

经过离线迭代可得：

$$\begin{cases}\hat{y}(k+1\,|k)=C_cA\Delta\hat{x}(k)+C_cA^{i-1}B_u\Delta u(k)+\hat{y}(k)\\ \hat{y}(k+2\,|k)=\left(C_cA^2+C_cA\right)\Delta\hat{x}(k)+\left(C_cAB_u+C_cB_u\right)\Delta u(k)\\ \qquad\qquad +C_cB_u\Delta u(k+1)+\hat{y}(k)\\ \qquad\qquad\vdots\\ \hat{y}(k+p\,|k)=\sum\limits_{i=1}^{p}C_cA^i\Delta\hat{x}(k)+\sum\limits_{i=1}^{p}C_cA^{i-1}B_u\Delta u(k)\\ \qquad\qquad +\sum\limits_{i=1}^{p-m+1}C_cA^{i-1}B_u\Delta u(k+m-1)+\hat{y}(k)\end{cases} \tag{4.3.17}$$

那么，对系统未来p步输出的预测可以由下面的预测方程计算

$$\hat{Y}_p(k+1\mid k)=\mathcal{S}_x\Delta\hat{x}(k)+\mathcal{I}\hat{y}(k)+\mathcal{S}_u\Delta U(k) \tag{4.3.18}$$

其中：

$$\mathcal{S}_x=\begin{bmatrix}C_cA\\ \sum\limits_{i=1}^{2}C_cA^i\\ \vdots\\ \sum\limits_{i=1}^{p}C_cA^i\end{bmatrix},\quad \mathcal{I}=\begin{bmatrix}I_{n_c\times n_c}\\ I_{n_c\times n_c}\\ \vdots\\ I_{n_c\times n_c}\end{bmatrix}_{p\times 1} \tag{4.3.19}$$

$$\mathcal{S}_u = \begin{bmatrix} C_cB_u & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \sum_{i=1}^{2} C_cA^{i-1}B_u & C_cB_u & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{m} C_cA^{i-1}B_u & \sum_{i=1}^{m-1} C_cA^{i-1}B_u & \cdots & \cdots & C_cB_u \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{p} C_cA^{i-1}B_u & \sum_{i=1}^{p-1} C_cA^{i-1}B_u & \cdots & \cdots & \sum_{i=1}^{p-m+1} C_cA^{i-1}B_u \end{bmatrix}_{p\times m} \tag{4.3.20}$$

I是单位矩阵。上式中$\mathcal{S}_u$的下三角公式直接表达了被控系统在时间上的因果关系，即当前时刻的输入对以前历史时刻的输出没有影响。

步骤3-优化问题求解。目标函数的选取反映了对系统性能的要求，根据系统要求选择优化目标函数如下：

$$J(x(k), \Delta U(k), m, p) = \left\| F_y \left(\hat{Y}_p(k+1 \mid k) - R(k+1) \right) \right\|^2 + \|F_u \Delta U(k)\|^2 \tag{4.3.21}$$

上式中，加权矩阵为：

$$\begin{aligned} \Gamma_y &= \operatorname{diag}\left(\Gamma_{y,1}, \Gamma_{y,2}, \cdots, \Gamma_{y,p}\right) \\ \Gamma_u &= \operatorname{diag}\left(\Gamma_{u,1}, \Gamma_{u,2}, \cdots, \Gamma_{u,m}\right) \end{aligned} \tag{4.3.22}$$

参考输入序列为：

$$R(k+1) = \begin{bmatrix} r(k+1) \\ r(k+2) \\ \cdots \\ r(k+p) \end{bmatrix}_{p\times 1} \tag{4.3.23}$$

其中Γ_y是对输出误差的加权矩阵，Γ_u是对控制动作的加权矩阵。加权因子的大小，表明我们期望对应的误差大小和期望控制动作的大小。

为了找到最优的控制序列U使目标函数J最小，目标函数可以表示成：

$$\begin{bmatrix} \Gamma_y \left(\hat{Y}_p(k+1 \mid k) - R(k+1) \right) \\ \Gamma_u \Delta U(k) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Gamma_y \left(\hat{Y}_p(k+1 \mid k) - R(k+1) \right) \\ \Gamma_u \Delta U(k) \end{bmatrix} \tag{4.3.24}$$

定义中间变量ρ为：

$$\begin{aligned} \rho &= \begin{bmatrix} \Gamma_y \left(\hat{Y}_p(k+1 \mid k) - R(k+1) \right) \\ \Gamma_u \Delta U(k) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \Gamma_y \mathcal{S}_u \\ \Gamma_u \end{bmatrix} \Delta U(k) - \begin{bmatrix} \Gamma_y E_p(k+1 \mid k) \\ 0 \end{bmatrix} \\ &= A\Delta U(k) - b \end{aligned} \tag{4.3.25}$$

其中：

$$
\begin{gathered}
A=\begin{bmatrix}\Gamma_y\mathcal{S}_u\\ \Gamma_u\end{bmatrix},\quad b=\begin{bmatrix}\Gamma_y E_p(k+1\mid k)\\ 0\end{bmatrix}\\
E_p(k+1\,|k)=R(k+1)-\mathcal{S}_x\Delta\hat{x}(k)-\mathcal{I}\hat{y}(k)
\end{gathered}\tag{4.3.26}
$$

因此无约束预测问题可写为：

$$
\min_z \rho^T\rho \tag{4.3.27}
$$

由最小二乘法得到极值解：

$$
\Delta U^*(k)=\left(A^TA\right)^{-1}A^Tb \tag{4.3.28}
$$

将（4.3.26）代入（4.3.28）得到优化问题的解，即k时刻的最优控制序列为

$$
\Delta U^*(k)=\left(\mathcal{S}_u^T\Gamma_y^T\Gamma_y\mathcal{S}_u+\Gamma_u^T\Gamma_u\right)^{-1}\mathcal{S}_u^T\Gamma_y^T\Gamma_y E_p(k+1\,|k) \tag{4.3.29}
$$

步骤4－滚动时域。在下一采样周期$k+1$时刻，将新的输出结果和估计出的新状态变量$\hat{x}(k+1)$相结合，重新得到$k+1$ 时刻的最优控制序列$\Delta U^*(k+1)$。

4.3.3 模型预测控制结构分析

在实际控制过程中，为了减少在$k+1$时刻系统的外部扰动或模型失配对测量输出的影响，保证系统的性能，我们只将得到的控制序列的第一个元素作用于被控系统：

$$
\Delta u(k)=K_{\mathrm{mpc}}E_p(k+1\,|k) \tag{4.3.30}
$$

其中：

$$
K_{\mathrm{mpc}}=\begin{bmatrix}I_{n_u\times n_u} & 0 & \cdots & 0\end{bmatrix}_{1\times m}\left(\mathcal{S}_u^T\Gamma_y^T\Gamma_y\mathcal{S}_u+\Gamma_u^T\Gamma_u\right)^{-1}\mathcal{S}_u^T\Gamma_y^T\Gamma_y \tag{4.3.31}
$$

其中n_u对应输出量个数，本文是单输入单输出，因此$n_u=1$.下面分析下该预测控制器的结构，为此将$y(k)=C_c\Delta\hat{x}(k)$和$\Delta\hat{x}(k)=\hat{x}(k)-\hat{x}(k-1)$带入式，推导得：

$$
\Delta u(k)=K_{\mathrm{mpc}}R(k+1)-K_{\mathrm{mpc}}\left(\mathcal{S}_x+\mathcal{I}C_c\right)\hat{x}(k)+K_{\mathrm{mpc}}\mathcal{S}_x\hat{x}(k-1) \tag{4.3.32}
$$

上式中的各项有以下解释：

1.$K_{\mathrm{mpc}}R(k+1)$是基于未来参考输入的补偿。

2.$-K_{\mathrm{mpc}}\left(\mathcal{S}_x+\mathcal{I}C_c\right)\hat{x}(k)+K_{\mathrm{mpc}}\mathcal{S}_x\hat{x}(k-1)$是状态反馈。

因此，预测控制具有前馈-反馈结构，可以补偿模型不确定性和抵抗外界扰动。

4.4 实时跟踪控制实验

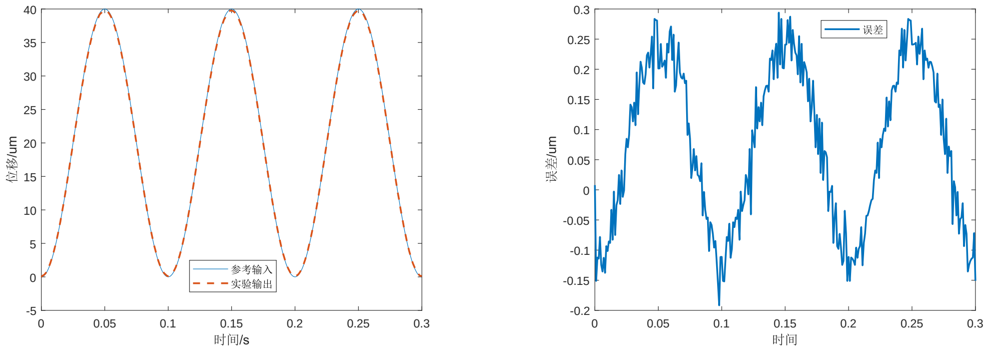
基于卡尔曼滤波的模型控制器参数如表4.1所示。

表 4.1 控制器参数设置

参数	参数值
SKF参数	Q=[3*e4 0;0 3*e4], $R = 0.5 * e10$
MPC参数	$P = 8, M = 8, \Gamma_y = 10 * eye(8), \Gamma_u = eye(8)$

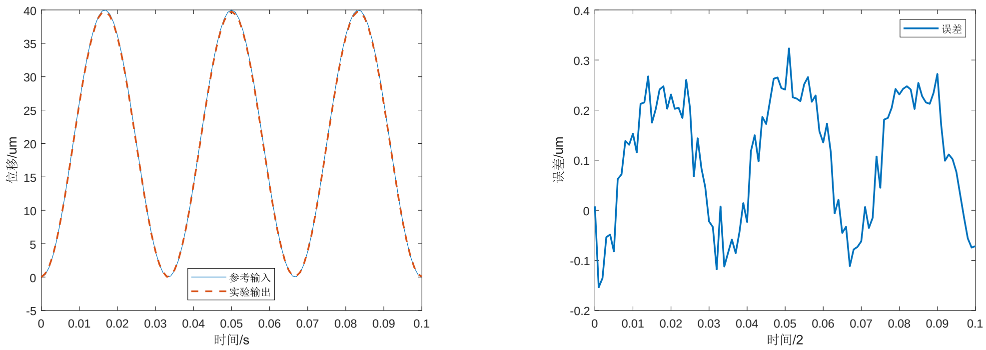
4.4.1 正弦信号期望轨迹跟踪实验

图4.3-4.5为按照式（3.4.1）的参考输入进行跟踪控制的结果；图4.6为按照式（3.4.2）的参考输入进行跟踪控制的结果。



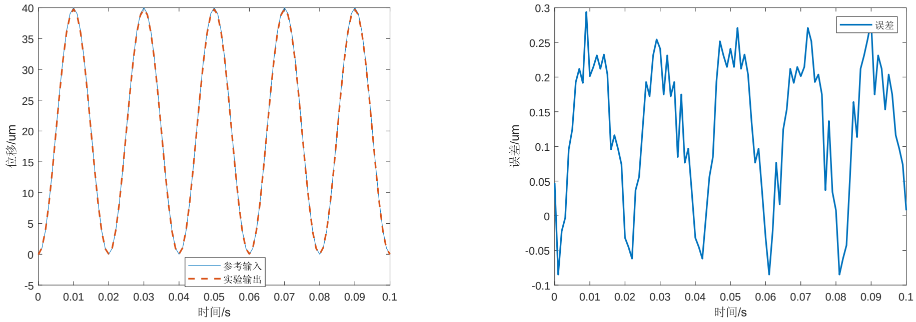
(a) 跟踪曲线 (b) 误差曲线

图 4.3 参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=10Hz)



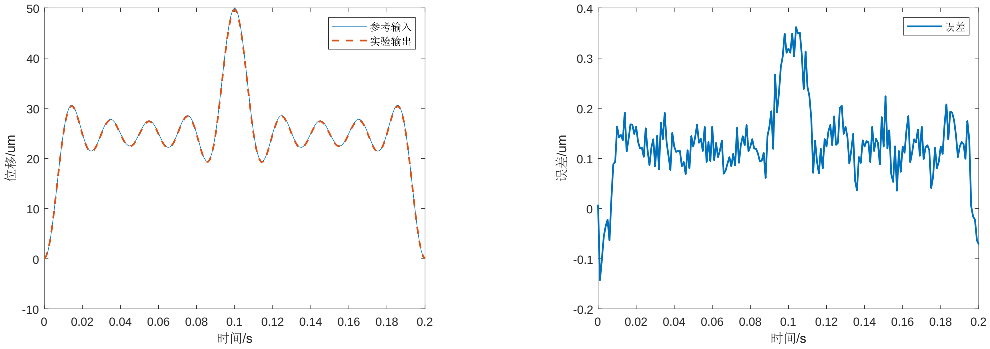
(a) 跟踪曲线 (b) (误差曲线

图 4.4 参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=30Hz)



(a) 跟踪曲线　　　　(b) 误差曲线

图 4.5　参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=50Hz)



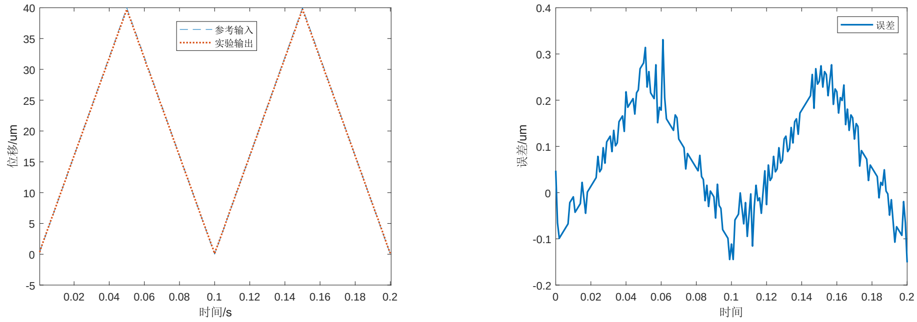
(a) 跟踪曲线　　　　(b) 误差曲线

图 4.6　参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=(10,20,30,40,50)Hz)

4.4.2　三角波信号期望轨迹跟踪实验

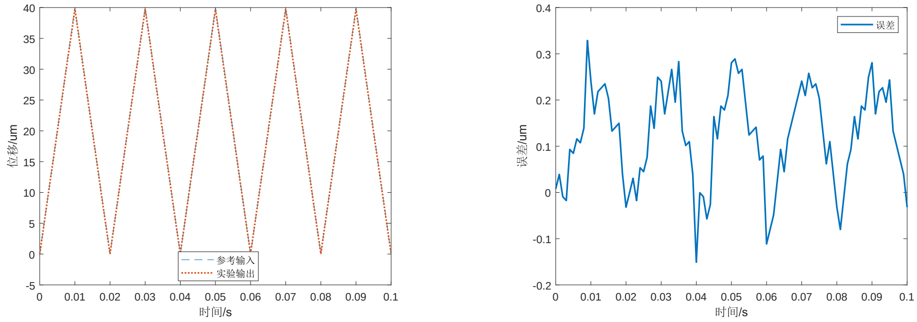
为了进一步验证控制器的有效性，采用式（3.4.3）对应的三角波参考输入进行验证，跟踪控制实验结果如图4.7-4.8所示。

从实验结果可以看出基于逆补偿的SKF-MPC控制策略，在参考输入信号为单一频率的正弦波、三角波以及复合频率的正弦波时均能够获得一个良好的跟踪效果，其中正弦波信号相对跟踪误差小于0.68%，三角波信号相对跟踪误差小于0.70%，输出跟踪的均方根误差、相对误差显著降低，验证了该控制策略的有效性。表4.2是相应的RMSE和RE值



(a) 跟踪曲线　　(b) 误差曲线

图 4.7　参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=10Hz)



(a) 跟踪曲线　　(b) 误差曲线

图 4.8　参考输入与实际输出的跟踪曲线及误差曲线(f=50Hz)

表 4.2　RMSE和RE值

信号频率	y_r^{10}	y_r^{30}	y_r^{50}	y_r^{c}	y_{rt}^{10}	y_{rt}^{50}
RMSE	0.1532	0.1650	0.1675	0.1512	0.1539	0.1746
RE	0.0063	0.0067	0.0068	0.0058	0.0063	0.0070

4.5　本章小结

本章在迟滞补偿的基础上，针对逆补偿误差和外界干扰，采用具有前馈-反馈结构的模型预测控制进行控制；同时实验设备存在测量噪声，设计了卡尔曼滤波器对噪声进行过滤。实验结果表明基于卡尔曼滤波的模型预测控制对单一频率下的正弦参考输入信号、三角波参考输入信号和复合频率下的正弦参考输入信号能够获得一个好的跟

踪效果。

第 5 章 总结与展望

5.1 工作总结

本文完成压电系统的模型建立和对其的跟踪控制：首先建立了压电陶瓷驱动微定位平台的频率依赖 Hammerstein 迟滞模型；然后针对压电陶瓷驱动微定位平台的轨迹跟踪任务属于重复任务和压电平台本身存在测量噪声的问题，在控制器选择上有针对性的分别设计了迭代-反馈控制和基于卡尔曼滤波的模型预测控制来完成压电陶瓷驱动微定位平台的轨迹跟踪。内容如下：

1.介绍压电陶瓷驱动的微定位平台的迟滞模型和控制策略的国内外研究现状。

2.采用 Hammerstein 模型对压电陶瓷作动器进行建模。Hammerstein模型由一个静态非线性函数串联一个线性动态模块组成，静态非线性部分采用非对称Bouc-Wen模型来描述，其参数采用差分进化算法进行辨识，辨识结果显示在低频段可以很好的模拟实际控制对象；动态部分采用线性时不变ARX模型表达，模型参数通过最小二乘法获得。最后采用了10Hz、30Hz、50Hz三种频率的正弦信号驱动微定位平台进行模型验证，实验结果显示所建立的频率依赖的Hammerstein迟滞模型能够模拟压电陶瓷的迟滞特性。

3.构建基于非对称Bouc-Wen模型的迟滞补偿器，并将其串联在压电微定位平台的前端，补偿系统的静态迟滞特性。考虑系统存在建模误差、逆补偿误差及外部扰动的影响，设计了前馈反馈复合控制方式，实现对压电陶瓷驱动的微定位平台的高精度跟踪控制。前馈控制采用迭代学习控制，用来提高控制精度；反馈控制器采用ARX逆模型，对扰动进行抑制，提高系统抗扰性。实验结果表明，所设计的复合控制在经过3次迭代后输出跟踪的均方根误差、相对误差显著降低，其中正弦波信号相对跟踪误差小于0.20%，三角波信号相对跟踪误差小于0.83%。

4.考虑到存在模型不确定性以及实验设备存在噪声干扰等问题，设计了基于卡尔曼滤波的模型预测控制，实现对压电陶瓷驱动的微定位平台的高精度定位。其中模型预测控制用来解决逆补偿误差以及建模误差等模型不确定性，卡尔曼滤波用来解决实验设备的量测噪声，实验结果显示在迟滞补偿的基础上，设计的基于卡尔曼滤波的模型预测控制方式能够实现对压电陶瓷驱动的微定位平台的精密跟踪定位，其中正弦波信号相对跟踪误差小于0.68%，三角波信号相对跟踪误差小于0.70%。

5.2 研究展望

无论提出的迭代控制还是基于卡尔曼滤波的模型预测控制都是针对压电陶瓷特性所提出的，虽然取得了一些好的结果，但是还有待改进。

1.针对迭代学习控制来说，由于在实际控制过程中存在噪声干扰，但是第三章没有考虑到滤波技术，下一步针对滤波问题，对$Q(z)$重新设计来保证可以进行滤波，进一步提升跟踪精度。

2.基于卡尔曼滤波的模型预测控制策略都是在逆模型的基础上建立起来的，虽然线性控制器容易设计，但是控制器的结构复杂，下一步准备简化控制器，设计针对压电陶瓷的非线性模型控制器。

参考文献

[1] 王国彪. 纳米制造前沿综述[M]. 科学出版社, 2009.

[2] 周洲, 郭秀杰, 郝大彬,等. 一种基于压电陶瓷的风力发电装置[M].

[3] 李云飞，杨效龙，张飞，毛赫. 管道检测用圆弧形复合超声波振子设计[D]. 江西建材, 2021.

[4] 谷国迎. 压电陶瓷驱动微位移平台的磁滞补偿控制理论和方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012.

[5] Rdig T, Schnecker A, Gerlach G. A survey on piezoelectric ceramics for generator applications[J]. Journal of the American Ceramic Society, 2010, 93(4): 901-912.

[6] Vorbringer-Dorozhovets N, Hausotte T, Manske E, et al. Novel control scheme for a high-speed metrological scanning probe microscope[J]. Measurement Science and technology, 2011, 22(9): 094012.

[7] Woody S, Smith S. Design and performance of a dual drive system for tip-tilt angular control of a 300 mm diameter mirror[J]. Mechatronics, 2006,16(7):389-397.

[8] Hagood N W, Chung W H, Flotow A V. Modelling of Piezoelectric Actuator Dynamics for Active Structural Control[J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 1990,1(3):327-354.

[9] Meldrum D R. A biomechatronic fluid-sample-handling system for DNA processing[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2002,2(2):99-109.

[10] 郝兵兵. 具有迟滞非线性特性的压电陶瓷作动器的建模与控制[D]. 西安: 西安交通大学, 2017.

[11] 陈远晟. 压电陶瓷驱动器的迟滞非线性建模与控制[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.

[12] Rong C, He Z, Li D, et al. Online parameter identification of a giant magnetostrictive actuator based on the dynamic Jiles - Atherton model[J]. Rsc Advances, 2016, 6(115): 114208-114218.

[13] 王舟、陈远晟、王浩、黄勤斌. 压电陶瓷驱动器迟滞建模与自适应控制[J]. 压电与声光, 2020, v.42;No.253(04):93-98.

[14] Zhang Q, Dong Y, Peng Y , et al. Asymmetric Bouc - Wen hysteresis modeling and inverse compensation for piezoelectric actuator via agenetic algorithm - based particle swarm optimization identification algorithm[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures,2019, 30(8):1045389X1983136.

[15] Li Z, Shan J, Gabbert U. Inverse Compensation of Hysteresis UsingKrasnoselskii-PokrovskiiModel[J]. IEEE/ASMETransactionson Mechatronics, 2018.

[16] Jang M J, Chen C L, Lee J R. Modeling and control of a piezoelectric actuator driven system with asymmetric hysteresis[J]. Journal of the Franklin Institute, 2009,346(1):17-32.

[17] Ge P, Jouaneh M. Generalized preisach model for hysteresis nonlinearity of piezoceramic actuators[J]. Precision Engineering, 1997,20(2):99-111.

[18] Chen Y S, Qiu J H, Palacios J, Smith E C. Tracking control of piezoelectric stack actuator using modified Prandtl - Ishlinskii model[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2013,(24)6:753-760.

[19] Dong R, Tan Y . A modified Prandtl - Ishlinskii modeling method for hysteresis[J]. Physica B, 2009,404(8-11):1336-1342.

[20] Gan J , Mei Z , Chen X , et al. A Modified Duhem Model for Rate-Dependent Hysteresis Behaviors[J]. Micromachines, 2019, 10(10).

[21] 张新良, 贾丽杰, 付陈琳. 神经网络NARX压电陶瓷执行器迟滞建模[J]. 控制工程, 2019, v.26;No.173(05):10-15.

[22] Cheng Q, Hongsheng H U. . Nonlinear Modeling and Parameter Identification of Hysteresis Characteristics on Piezoelectric Actuator Based on LS-SVM[J]. China Mechanical Engineering, 2018: 07.

[23] 张伟, 柳萍, 刘青松. 基于模糊树的Hammerstein-like模型对超磁致伸缩作动器的建模与控制[J]. 振动与冲击, 2013,32(15):184-189.

[24] Wen Y K . Equivalent Linearization for Hysteretic Systems Under Random Excitation[J]. Journal of Applied Mechanics, 1980.

[25] 毛剑琴, 李琳, 张臻, 等. 智能结构动力学与控制[M]. 北京：科学出版社, 2013.

[26] Zhu W , Rui X T. Hysteresis modeling and displacement control of piezoelectric actuators with the frequency-dependent behavior using a generalized Bouc–Wen model[J]. Precision Engineering, 2016, 43:299-307.

[27] 贾高欣, 王贞艳. 压电陶瓷作动器的率相关迟滞建模与内模控制[J]. 压电与声光, 2019, 41(01):136-140.

[28] Andrei P, Dimian M. Clockwise Jiles-Atherton Hysteresis Model[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 49(7):3183-3186.

[29] D C Jiles, D L Atherton. Theory of ferromagnetic hysteresis[J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 1984,55(6):2115-2120.

[30] Mayergoyz I D. Dynamic preisach models of hysteresis[J]. IEEE Transactions on Mangetics, 1988, 24(6): 2925-2927.

[31] 朱玉川,徐鸿翔,陈龙, et al.. 基于双曲正切函数磁滞算子的超磁致伸缩驱动器动态Preisach模型[J]. 机械工程学报, 2014, 50(6):165-170.

[32] 张新良,谭永红. 基于动态Preisach算子的压电陶瓷动态迟滞智能建模[J]. 系统仿真学报,2009, 21(9): 82-86.

[33] Hu H, Zhang H, Ben Mrad R. Preisach based dynamic hysteresis model[C]. International Conference on Intelligent Mechatronics & Automation.IEEE, 2004.

[34] Qin Y, Xin Z, Lu Z. Modeling and Identification of the Rate-Dependent Hysteresis of Piezoelectric Actuator Using a Modified Prandtl-Ishlinskii Model[J] Micromachines, 2017, 8(4).

[35] K. Kuhnen. Modeling, identification and compensation of complex hysteretic nonlinearities: A modified Prandtl-Ishlinskii approach,[J]. European journal of control, vol.9, no. 4, pp. 407-418, 2003.

[36] Tan U X, Latt W T, Shee C Y. Rate-Dependent Hysteresis Model of Piezoelectric using Singularity Free Prandtl-Ishlinskii Model[C]. International Symposium on Computational Intelligence in Robotics & Automation.IEEE, 2007.

[37] Lin C J, Lin P T. Tracking control of a biaxial piezo-actuated positioning stage using generalized Duhem model[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2012,64(5):766-787.

[38] J Gan, Mei Z, Chen X . A Modified Duhem Model for Rate-Dependent Hysteresis Behaviors[J]. Micromachines, 2019, 10(10).

[39] Oh J H, Bernstein D S. Piecewise Linear Identification for the Rate-Independent and Rate-Dependent Duhem Hysteresis Models[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007,52(3):576-582.

[40] 许素安, 金玮, 梁宇恩, 张锋. 压电陶瓷迟滞神经网络建模与线性补偿控制[J]. 传感技术学报, 2017,30(12):1884-1889.

[41] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.

[42] 汝长海, 王科俊, 叶秀芬. 基于迟滞模型压电陶瓷跟踪控制方法[J]. 仪器仪表学报, 2006,27(6):536-538.

[43] 范家华, 马磊, 周攀. 基于径向基神经网络的压电作动器建模与控制[J]. 控制理论与应用, 2016,33(7):856-862.

[44] D Liang, Tan Y . Diagonal recurrent neural network with modified backlash operators for modeling of rate-dependent hysteresis in piezoelectric actuators[J]. Sensors Actuators A Physical, 2008, 148(1):259-270.

[45] Zhou M, He S, Hu B. Modified KP Model for Hysteresis of Magnetic Shape Memory Alloy Actuator[J]. IETE Technical Review, 2015,32(1):29-36.

[46] Ru C, Sun L. Improving positioning accuracy of piezoelectric actuators by feedforward hysteresis compensation based on a new mathematical model[J]. Review of Scientific Instruments, 2005,76(9).

[47] Lee S H, Royston T J, Friedman G. Modeling and Compensation of Hysteresis in Piezoceramic Transducers for Vibration Control[J] Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2000,11(10):781-790.

[48] Smith R C, Ounaies Z. A Domain Wall Model for Hysteresis in Piezoelectric Materials[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 1999,11(1):62-79.

[49] 王正林，王胜开，陈国顺．. Matlab / Simulink与控制系统仿真. 北京：电子工业出版社，2005

[50] Cheng L, Liu W, Hou Z G, et al. Neural-Network-Based Nonlinear Model Predictive Control for Piezoelectric Actuators [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12):7717-7727.

[51] 王贞艳, 张臻, 周克敏. 压电作动器的动态迟滞建模与H_∞鲁棒控制[J]. 控制理论与应用, 2014(1):35-41.

[52] Yu S, Feng Y, Yang X. Extended state observer – based fractional order sliding-mode control of piezoelectric actuators[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2021, 235(1): 39-51.

[53] WANG Z-Y, JIA G-X. Asymmetric hysteresis modeling and internal model control of piezoceramic actuators[J]. optics and precision engineering, 2018.

[54] Zhiliang Y U, Yan W, Kairui C, et al. Hysteresis compensation and composite control for Piezoelectric actuator[J]. Optics and Precision Engineering.2017

[55] 郭咏新,毛剑琴. 超磁致伸缩作动器的率相关建模与跟踪控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(10):1360-1365.

[56] LI H-F, TAN Y-H, Dong R-L, Cheng R-R. Modified Kalman filtering for Hammerstein systems with dynamic hysteresis[J]. Control Theory and Applications, 2020, P767-775.

[57] Jia G, Wang Z. Modeling of Rate-dependent Hysteresis and Internal Model Control of Piezoelectric Ceramic Actuators[J]. Piezoelectrics and Acoustooptics,2019, 041(001):130-134.

[58] 谢扬球,谭永红. 含有迟滞的Hammerstein模型辨识与控制[J]. 机械科学与技术,2014,33(5):723-729.

[59] Hao L, Yang H, Sun Z, et al. Modeling and compensation control of asymmetric hysteresis in a pneumatic artificial muscle[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2017, 28(19): 2769-2780

[60] 向微,陈宗海,盛捷. 具有Hammerstein模型描述的非线性系统的基于混合神经网络的预测控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(5): 857-861.

[61] Storn R . Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous space[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11.

[62] M. Uchiyama, M. Mihara. Determination of malonaldehyde precursor in tissues by thiobarbituric acid test[J]. Analytical biochemistry, vol. 86, no. 1, pp. 271-278,1978.

[63] S. Arimoto, S. Kawamura, F. Miyazaki. Bettering operation of robots by learning[J]. Journal of Robotic systems, vol. 1, no. 2, pp. 123-140, 1984.

[64] Beccuti A G, Mariethoz S, Cliquennois S,et al. Iterative Learning Control for Sampled-Data Systems:From Theory to Practice[J]. Industrial Electronics IEEE Transactions on, 2011,58(7):p.3002-3015.

[65] 陈虹. 模型预测控制[M]. 科学出版社, 2013.

[66] Beccuti A G, Mariethoz S, Cliquennois S,et al. PartiExplicit Model Predictive Control of DC – DC Switched-Mode Power Supplies With Extended Kalman Filter- ing[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(6):1864 – 1874.

攻读硕士学位期间的研究成果

作者简介：

作者：李建普，男，1995年3月生于山东省聊城市，汉族。吉林大学在读工学硕士。2013年至2017年于齐鲁工业大学电气及自动化学院进行本科学习，专业测控技术及仪器。2018年于吉林大学通信工程学院控制工程专业攻读硕士研究生。

攻读硕士学位期间参加的科研项目：

1. 智能网联商用车多车协同控制理论及关键技术，国家自然科学基金-中国汽车产业创新发展联合基金，项目编号：U1964202。

2. 永磁同步电机提高扭矩控制精度及稳定性的算法研究，江苏省新能源汽车动力系统重点实验室项目，项目编号：JKLNEVPS201901。

攻读硕士学位期间申请的专利：

1：第三发明人 一种基于压电陶瓷驱动的微定位平台及其建模与控制方法.申请号：201911302969.3（授权）

2：第二作者 Modeling-Free Inversion-Based Iterative Feedforward Control for Piezoelectric Actuators. ACC(已接受)

致 谢

三载求学生涯伴随着研究生硕士论文完成之际也意味着硕士生涯即将画上圆满的句号。回顾这三年的求学时光，自己内心百感交集，三年的研究生时光自己收获了很多，也成长了很多，对此内心充满了感激。

首先要感谢我敬爱的导师于树友老师，在这三年的学业生涯中，于树友老师倾注了很多的心血在我身上，从研究生学习生涯开始，于老师基本上每周都会听我们的学习进度汇报，给我们答疑解惑，及时的指正我们在研究上存在的问题，规划好下一步的研究方向。同时于老师严谨的治学风格和独特的人格魅力，也深深的影响了我，使我终生受益。

感谢实验室的冯阳阳师兄在我进行半实物仿真实验的过程中给予了我很多的帮助，同时也感谢刘艺、孟凌宇、张建建、厉庆华等师兄师姐以及同届的褚建新、曹瑞丽、徐明生、蔡坤阳、陈浩等同学，感谢他们三年的陪伴和帮助。同时感谢师弟李文博、卢星昊、张松林、常欢、师妹宋佳等，他们每次在学术讨论中总能给我一些新颖的想法，让我非常受益。

感谢和我同届的伙伴王奎霖、刘鑫、徐明生、严光君、高猛，三年的时光里，不仅收获了知识，还收获了真挚的友谊。一起学习、一起考试、一起科研，三年的寒冬酷暑，愿今后的日子里，你们可以更加灿烂。还要感谢我可爱的室友们，在学习和生活中我们无话不谈、互帮互助，欢乐不断，希望今后的日子，你们都能一直开心、幸福。

最后，感谢我的父母和家人，三年间一直是他们在背后默默的支持和鼓励着我，给了我一个自由和无忧无虑的生活环境。