博士学位论文

电液伺服系统的动态递归模糊神经网络辨识与鲁棒控制研究

作 者 姓 名：张友旺
学 科 专 业：控制理论与控制工程
学院(系、所)：信息科学与工程学院
指 导 教 师：桂卫华 教授

中 南 大 学

二〇〇六年三月

图书分类号：TH137
U．D．C.：62-82

博士学位论文

电液伺服系统的动态递归模糊神经网络辨识与鲁棒控制研究

作 者 姓 名：张友旺
学 科 专 业：控制理论与控制工程
学院(系、所)：信息科学与工程学院
指 导 教 师：桂卫华 教授

论文答辩日期________ 答辩委员会主席________

中 南 大 学

二〇〇六年三月

Classified Index：TH137
U．D．C.：62-82

Dissertation

Study on Identification by Dynamic Recurrent Fuzzy Neural Networks and Robust Control for Electro-hydraulic Servo System

Candidate: Zhang Youwang
Specialty: Control Theory and Control Engineering
Department: College of Information Science and Engineering
Supervisor: Prof. Gui Weihua

Date of Oral Examination:____ **Chairman of Oral Examination Commission:**___

Central South University

March 2006

摘 要

电液伺服系统是一种具有时变、严重非线性、参数和结构不确定性以及多数情况下还承受不确定负载干扰等特性的系统，这些特性使得常规控制方法难以实现对电液伺服系统的高精度控制。近年来，以模糊控制、神经网络控制、知识基专家控制和遗传算法等软计算技术为代表的智能控制理论方法与以自适应、变结构和 H_∞等为代表的现代鲁棒控制理论方法及其综合集成，为解决具有上述特性的电液伺服系统的建模和控制问题提供了有效的途径。本文借鉴模糊系统集成专家知识的能力、神经网络具有学习的能力以及自适应控制、变结构控制和 H_∞控制具有鲁棒镇定系统的能力，以电液伺服系统为研究对象，就这些控制理论方法的交叉协作控制问题，做了如下几方面的工作：

1) 由于传统的模糊神经网络是一种静态神经网络，而现实工程中的控制对象，如电液伺服系统，反映的是系统的动态行为，不适宜用静态模糊神经网络辨识，因此本文提出了一种动态递归模糊神经网络及其相应的学习算法，分析了它的稳定性，并对其对非线性动态系统的辨识效果进行了仿真分析。仿真结果表明：采用动态递归模糊神经网络对非线性动态系统进行辨识，由于充分利用动态系统当前数据和历史数据，从而获得了比传统静态模糊神经网络更高的辨识精度。

2) 基于动态递归模糊神经网络对电液伺服系统非线性和不确定性的辨识，依据对系统认知程度的不同，以及为克服传统变结构控制为保证系统鲁棒性而选用保守的变结构控制增益，以致控制量过大而不易实现，以及引起较大的颤振并激发系统的高频动态等不良现象，研究了如下三种变结构控制算法：

① 针对系统模型公称参数已知，但系统的非线性、不确定性以及输入增益函数下界未知的对象，提出了增益自适应滑模变结构控制。

② 针对系统输入增益函数下界已知，其余特性与①中描述的系统相同的对象，提出了间接自适应动态递归模糊神经网络控制器。

③ 针对系统模型知之甚少，尤其系统参数完全未知，但有相关

控制规则的对象，提出了直接自适应动态递归模糊神经网络控制器。

在上述控制算法中提出的增益自适应变结构控制，控制增益可以根据在线估计的系统不确定性、建模误差和干扰等因素的界进行在线调整。实验结果表明：本文提出基于动态递归模糊神经网络辨识的上述三种变结构控制算法使系统具有较强鲁棒性同时，减弱了颤振现象，并获得优异的稳态性能。

3) 针对电液伺服系统的负载干扰、不确定性等影响系统稳定性和精度的主要因素，本文提出了基于自适应动态递归模糊神经网络辨识的增益自适应变结构和 H_∞控制两种鲁棒控制方法相结合的系统 L_2 增益设计方法，采用自适应动态递归模糊神经网络在线估计系统的未知非线性动态特性，用增益自适应变结构控制对自适应动态递归模糊神经网络的估计误差进行补偿，而用 H_∞控制抑制负载干扰对系统的影响，实验结果显示了本文提出的系统 L_2 增益设计方法使系统对参数摄动和负载干扰具有较强的鲁棒性。

4) 提出了对摩擦力的不同分量分别进行补偿的摩擦力分部补偿算法。摩擦力是影响电液伺服系统稳态精度和引起极限环等不良现象的主要因素，特别是由于摩擦力的非光滑特性使得用一个模糊神经网络对摩擦力整体进行辨识时，会引起较大的误差，从而较难对其进行有效的补偿。本文提出的摩擦力分部补偿算法能对摩擦力非线性进行有效补偿，并使系统表现出良好的稳态跟踪特性。

5) 讨论了一个重要的工程实例。300MN 模锻液压机活动横梁的平衡校正系统为典型的具有倾覆力矩形成的不确定干扰、参数不确定性和非线性严重等特性的电液位置伺服系统，应用本文典型的控制策略对其控制的结果表明：系统具有较强的鲁棒性和较高的控制精度。

关键词： 电液伺服系统，非线性动态系统，动态递归模糊神经网络，增益自适应变结构控制，摩擦力分部补偿，H_∞控制，L_2 增益设计，鲁棒控制，模锻液压机，平衡校正系统

ABSTRACT

Electro-hydraulic servo system(EHSS) is a kind of system with the characteristics of time-variant, serious nonlinearity, parameter and structure uncertainty, and uncertain load disturbance in most cases. These characteristics make it very difficult to realize high accuracy control for it by conventional methods. In recent years, intelligent control theory represented by fuzzy control, neural network control, knowledge based expert control and genetic algorithms and their integration with modern robust control theory represented by adaptive control, variable structure control and H_∞ control provide effective ways to solve the modeling and control of EHSS with the characteristics listed above. EHSS is taken as the studied object in this paper, and the capability of fuzzy system's integrating the knowledge of expert, the learning capability of neural network, and the capability of the adaptive control, variable structure control and H_∞ control to stabilize the system are used to study the cross-corporation control problem of the above control theory and methods. The main work is summarized as follows:

1) The traditional fuzzy neural network(TFNN) is a kind of static neural network and the controlled plant in practice, such as EHSS, expresses the dynamic behaviors of the system, so the static neural network isn't suited for the identification of it. Dynamic recurrent fuzzy neural network(DRFNN) and its related learning algorithm are proposed, and its stability, and through simulation its identification effectiveness for dynamic nonlinear system are analyzed. Simulation results show that DRFNN proposed in this paper have better identification accuracy than TFNN because of the usage of both current and historical data fully.

2) Based on the identification for the nonlinearity and uncertainty in EHSS by DRFNN, three kinds of variable structure control algorithms in according with the knowledge degree of the system are studied to avoid realization difficulty because of too large control effort by conservative

gain selected to guarantee the system's robustness, chattering and its excitation of the system's high frequency dynamics.

① Gain adaptive slide mode variable structure control is proposed for the case that the system's model is mastered mostly, but the nonlinearity, uncertainty and the low bound of the input gain function are unknown.

② Indirect adaptive DRFNN controller is proposed for the system whose low bound of the input gain function is known, and other characteristics are the same as the systems described in ①.

③ Direct adaptive DRFNN controller is proposed for the system whose mathematic model is mastered limitedly, especially its parameters are unknown completely.

Based on the identification by DRFNN, gain adaptive variable structure control (GAVSC) proposed above can adjust control gain online according to the bound of the factors including system uncertainty, modeling error and disturbance and so on, Experiment results show that the three control algorithms introduced above based on the identification by dynamic recurrent fuzzy neural network can have the system posse strong robustness, low chattering and obtain excellent steady characteristic.

3) Based on the identification by DRFNN, system L_2 gain design method combining GAVSC with H_∞ control is proposed for load disturbance, uncertainties that are main factors affecting system's stability and accuracy in EHSS. In this algorithm, DRFNN is employed to evaluate the unknown dynamic characteristics of the system, and GAVSC to compensate the evaluating errors, and H_∞ control to suppress the effect on system by load disturbance. Experiment results show that the proposed system L_2 gain design method can make the system exhibits strong robustness to parameter variation and load disturbance.

4) Partition compensation, which means different measures are used to compensate the different components of the dynamic friction model respectively, is proposed in this paper. Friction is the main factor that

affects the EHSS's steady accuracy and results in limit cycle. Especially, when the fuzzy neural network is used to identify the whole friction, large identification error may arose because of the non-smooth characteristic of the friction, so it is difficult to compensate it effectively. The partition compensation for friction proposed in this paper can compensate the non-linearity of friction effectively, and the system show better steady tracking performance.

5) An important engineering application case is discussed. The balancing adjustment system of 300MN die-forging hydraulic press is a typical electro-hydraulic position servo system that posses uncertain disturbance caused by capsizing moment, serious parameter uncertainty and non-linearity. The typical control strategy proposed in this paper is used to control it and the result shows that the system can obtain strong robustness and high control accuracy.

KEY WORDS: Electro-hydraulic servo system, Nonlinear dynamic system, Dynamic fuzzy neural network，Gain adaptive variable structure control，Friction partition compensation, H_∞ control, L_2 gain design, Robust control, Die-forging hydraulic press, Balancing adjustment system

目 录

第一章 绪论

1.1 概述

近年来，新概念、新理论和新技术的不断应用以及多学科的交叉和融合，促使电液伺服控制技术得到了飞速的发展和越来越广泛的应用，正成为现代高科技中的一项重要支撑技术，在国家的工业科技发展中起着举足轻重的作用。

随着机械工作精度、响应速度和自动化程度的提高，对液压控制技术提出了越来越高的要求。液压控制技术本身也从传统的机械、操纵和助力装置等应用场合扩展到航空航天、海底作业、车辆和工程机械等领域，如模拟加载装置、车辆主动悬挂装置、车辆防抱死制动系统和机器人电液伺服系统等。廉价而性能优越的数字处理芯片的不断推出和应用，促进了数字电液伺服系统的研究、发展和应用，相应地提高了电液伺服系统的控制精度和工作可靠性。但是在近代电液伺服系统中，非线性、参数变化、外负载干扰和交叉干扰对控制系统的影响至关重要[1]，而智能控制能有效克服被控对象（过程）的不确定性和高度非线性，使系统从无序到期望的有序状态转移[2]，因此，开展电液伺服系统的智能型鲁棒控制研究，对推广现代电液伺服系统的应用和建立现代电液伺服系统设计理论和控制方法的完整体系具有重要的指导意义，从而成为本文的具体研究对象。

1.2 电液伺服系统及其特点

典型的数字电液伺服系统如图 1.1 所示，控制算法部分由计算机运行相应的程序来实现，改变计算机的应用程序，便可实现不同的控制策略，以达到改善系统性能的目的。

电液伺服系统与其他控制系统相比，具有如下特点

(1) 系统存在严重非线性　电液伺服系统中流体的层流与紊流、管道的几何形状与结构、阀零位附近的不灵敏性和最大开口附近的流量饱和特性、阀流量方程的非线性、温漂、滞环、系统中存在的摩擦力等都是高度非线性的[3-4]。针对这些非线性，通常的做法是将系统在工作点附近线性化，但非线性比较严重或系统

的工作范围比较大时，依据线性化方法获得的数学模型所设计的控制策略难以使系统获得满意的动态和静态性能。

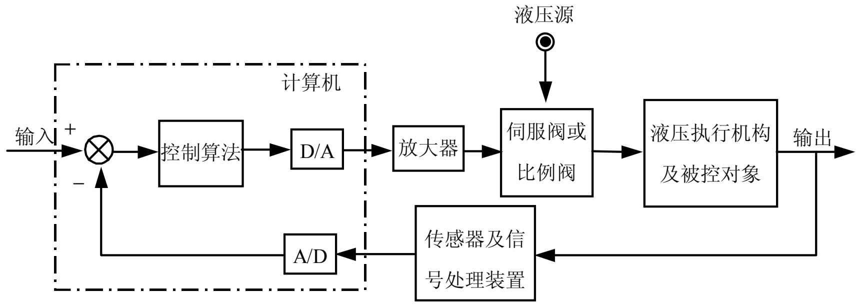


图 1.1 典型数字电液伺服系统结构框图

(2) 系统存在时变性 电液伺服系统中的许多参数为软参量，如体积弹性模量 β_e、油液粘度 μ、速度增益 K_q/A、液压固有频率 ω_h、系统阻尼比 ζ_h 等，它们对油压、油温、阀开口量以及系统工作点的变化很敏感，特别是系统阻尼比 ζ_h，其变化范围可达 20~30 倍[5]，这些软参量的存在给被控对象精确数学模型的建立造成了困难。

(3) 电液伺服系统中还往往存在着时变非线性的负载干扰，如轧机液压压上系统，轧机入口板材厚度、材质和温度的不均匀会使系统的轧制力发生非线性变化，另外许多轧件本身就是非线性弹性体。

众所周知，控制系统发展到今天，最明显的挑战是对象的本质非线性，而且近代的控制对象的运动是大范围的，对于这类非线性系统的控制问题，不能简单地通过泰勒展开，用线性化的方法将系统化为一般的线性系统问题，而必须采用非线性控制方法[6]，因此解决电液伺服系统的控制问题的理想方法应是非线性控制方法。

1.3 电液伺服系统控制策略的现状与发展

1.3.1 经典控制

液压伺服控制系统的经典控制理论于 50 年代初由美国麻省理工学院开始研究，到 60 年代末构成了其基本类型[7]，其中 PID 控制因其控制律简单和易于理解，受到工程界的普遍欢迎。70 年代末，北京航空航天大学以 MIT 经典控制方法为基本框架提出了液压伺服系统的优化设计理论[8]。虽然基于线性化模型的电液伺

服系统经典控制理论难以获得优异的控制性能，但其已经成熟，而且对于一些频宽不太高、参数变化和外干扰不太大的电液伺服系统，采用经典控制方法进行设计能够满足工程需要。

1.3.2 自适应控制

早在 50 年代末，美国的怀特克教授就已提出自适应控制，但得到较大发展并获得成功应用是在 70 年代。到 80 年代，在电液伺服控制领域已有不少研究[9]。自适应控制可以很好地解决模型参数不确定性问题[10]，但单一的自适应控制难以保证在未知干扰下系统的稳定性和良好的暂态性能，为此焦晓红等[11]针对液压伺服并联机器人存在参数不确定性及外界干扰的特点，利用 H_∞鲁棒控制对于未知干扰有着较好抑制效果的特性，基于非线性 H_∞鲁棒扰动抑制控制的设计方法，并结合自适应控制，设计了鲁棒自适应跟踪控制器，使系统对不确定性和外界干扰具有较强的鲁棒性；而 Knohl[3]采用神经网络和自适应控制分别对系统的非线性部分和线性部分进行处理。因此，自适应控制同其他先进控制理论的集成是目前乃至今后研究的热点。

此外，模糊控制、神经网络控制、变结构控制、迭代学习控制等非线性控制技术也都在电液伺服系统中取得了一席用武之地[12-15]。

1.3.3 神经网络控制

控制精度和控制性能要求较高的场合，由于液压伺服系统的非线性、参数变化及外干扰等引起的不确定性的影响，经典控制难以满足要求。另一方面，自适应控制技术随着未知参数数量的增加，其复杂性呈几何增长，不适合于实时控制[16]。基于上述原因，许多学者被迫寻找其他的解决办法。近年来，控制学科的发展推动了电液伺服系统智能控制的研究[17-19]，其中神经网络对非线性系统的辨识，克服了传统的非线性控制系统辨识方法在理论研究和实际应用中都存在极大困难的问题，而具有明显的优越性，这是由于神经网络具有通过学习逼近任意非线性的能力。将神经网络应用于非线性系统的建模与辨识，可不受非线性模型类的限制，而且便于给出工程上易于实现的学习算法，从而可以很好地解决上述问题，并在非线性动态系统的建模和控制中获得了许多成功的应用[20-24]；He 等[25]采用神经网络建立电液伺服系统的状态空间模型，结果表明神经网络模型比线性模型在多步预测方面表现出优良的性能；沙道航[26]研究了电液伺服系统的自适应恒力加载和神经网络恒力加载系统，这也是国内电液伺服神经网络控制技术的较

早应用；何玉彬等[27-28]针对电液伺服系统的复杂非线性和不确定性，提出的基于神经网络的在线自学习自适应控制策略及随后的神经网络并行自学习跟踪控制器，在满足试验系统实时性要求的条件下，通过神经网络在线建模和虚拟学习做到了控制器的在线自适应设计，在大型电液伺服结构试验机的控制中显示了优良的控制品质；巩明德等[29]提出由反馈控制器和神经网络在线自学习控制器组成的监督控制算法，反馈控制器在控制初期起主要作用，未经训练的神经网络控制器通过反馈误差不断得到训练，并逐渐在控制行为中占据主要地位，最终取代反馈控制器的作用；汤志勇[30]提出的树形神经网络结构及其训练方法，压缩了网络的规模，保证了学习的收敛性，并且减少了计算量。因此，可以说神经网络是继自适应控制、模糊控制和变结构控制之后适用于液压伺服系统的又一有效的控制方法[31-32]。

1.3.4 自适应模糊逻辑控制

1) 基本模糊逻辑控制

60 年代末，扎德创建的模糊集合理论[33]，如今已进入一个崭新的时代。1974 年，Mamdani[34]首次用模糊逻辑和模糊推理构造了著名的模糊逻辑控制器，并在蒸汽机控制中取得非常成功的应用，之后模糊逻辑控制器被广泛地应用在大量的过程中。

传统的模糊控制器结构为模糊 PID 控制器和模糊状态控制器。由于模糊 PID 控制器具有非线性控制增益的特性，在系统性能的改善方面相对于传统 PID 控制器而言，具有很大的优势[35]。模糊 PID（包括 PI 和 PD）的结构主要有二大类[36-41]：

第一类模糊 PID 控制器包括传统 PID 控制器、模糊规则集（知识库）和模糊推理机构，PID 控制器的增益参数根据知识库和模糊推理进行在线调节，并由 PID 控制器计算出控制量。

另一类模糊 PID 控制器是典型的模糊逻辑控制器，包括一个直观的控制规则集，控制量由知识库和模糊推理直接推导出来。目前，此类模糊 PID 控制器中应用最为普遍的是 PD 型模糊控制器，但这种传统 PD 型模糊控制器的控制量仅取决于误差和误差变化量，系统难以获得较好的动态特性和稳态特性。为此 Zhao 等[42]提出在 PD 型模糊控制器中并联一个积分项，用以消除稳态误差，该积分项仅在位置误差和速度误差均进入模糊“零”集时起作用；而丁国锋等[43]为使系统获得较快的响应和较强的抗干扰性，提出了带修正函数的规则自调整模糊控制器与 PID 串联构成的控制策略，实际被控对象与 PID 构成子系统，而 PD 型模糊控

制器又以该子系统为受控对象。

值得一提的是，Zhao 等[44]提出模糊状态控制器，反馈增益由系统的位移、速度和加速度等系统状态的隶属函数在线计算获得。

模糊 PID 控制器和模糊状态控制器的设计方法都是基于一个反映复杂和不确定非线性系统输入输出关系的模糊规则集构成的模糊模型。该模型由一个模糊推理机构把根据不同工作点所建立的模糊局部模型结合起来而获得[45-46]。但是，由于模糊局部模型和规则集的确定主要依靠操作者的经验，通常与指定的性能不一致，同时，对于具有参数不确定性和负载扰动的系统，这种方法也不能保证闭环系统的稳定性，此时，采用自适应模糊控制方法将是一种明智的选择[47]。

2) 模糊系统输出与可调参数间的关系

自适应模糊系统是指具有学习算法的模糊逻辑系统，而学习算法则依靠来自传感器的反映系统状态的数据信息对模糊逻辑系统的参数进行调整，使系统处于最优状态或具有某种意义下的稳定性[48]。

自适应模糊逻辑系统输出与可调参数间的关系主要有两类，其中一类是自适应模糊系统的输出与可调参数间呈线性关系[49-50]，即

$$f(x)=\sum_{l=1}^{m}\theta_l\xi_l(x)=\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\xi}(x) \tag{1.1}$$

式中：m 为模糊规则数，$\boldsymbol{\theta}=[\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_m]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\xi}(\boldsymbol{x})=[\xi_1(\boldsymbol{x}), \xi_2(\boldsymbol{x}),\cdots,\xi_m(\boldsymbol{x})]^{\mathrm{T}}$，$\xi_l(\boldsymbol{x})$为模糊基函数，其定义如下

$$\xi_l(x)=\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu_{F_i^l}(x_i)}{\sum_{l=1}^{m}\prod_{i=1}^{n}\mu_{F_i^l}(x_i)} \tag{1.2}$$

$\mu_{F_i^l}(x_i)$ 为给定的隶属函数。显然模糊逻辑系统输出 $f(\boldsymbol{x})$与可调参数$\boldsymbol{\theta}$呈线性关系。

另一类是自适应模糊系统的输出与可调参数间呈非线性关系[51]，即

$$f(x)=\frac{\sum_{l=1}^{m}\bar{y}^l\prod_{i=1}^{n}\exp[-(\frac{x_i-\bar{x}_i^l}{\sigma_i^l})^2]}{\sum_{l=1}^{m}\prod_{i=1}^{n}\exp[-(\frac{x_i-\bar{x}_i^l}{\sigma_i^l})^2]} \tag{1.3}$$

式中：$\bar{y}^l$，$\bar{x}_i^l$ 和 σ_i^l 为可调参数。显然模糊逻辑系统输出 $f(\boldsymbol{x})$与可调参数间呈非

线性关系。

从对非线性映射的逼近能力来考虑，后者优于前者。

3) 可调参数的调节方法

自适应模糊控制器参数的调节方法大致有以下几种：

(1) 规则直接修正法

为了提高模糊控制器的适应能力，Procyk 等[52]提出的语言自组织模糊控制器（SOC）直接对模糊控制规则进行修正，这是一种规则自组织模糊控制器。之后，Shao[53]提出了简化算法，以克服 SOC 中关系矩阵的迭代计算量大，占用内存多的缺点。这种方法不足之处在于对扰动的学习有时会破坏规则库中的一些好的规则[54]。此外，许多学者还提出了不同的模糊规则修正方法，如 Raju[55]对控制规则进行分级管理，提出自适应分层模糊控制器；Linkens 等[56]提出的规则自组织学习算法，对规则参数及规则数目进行自动修正；He 等[57]提出了一种带修正因子的控制算法；而 Yu 等[58]则采用迭代学习算法修正模糊规则中的不完善规则。

(2) 直接最优化算法

模糊规则调整的直接最优化算法是在设计参数集或其中的一个子集中寻找模糊逻辑系统的最优参数[59]。为了获得最优的控制性能，传统的方法是梯度下降法，其中应用最普遍的是 BP 算法，而 BP 算法中影响速度和稳定性的重要参数是学习率。由于固定的学习率难以获得理想的性能，为此 Yu[60]和 Wang[61]进行了动态最优学习率的研究。除传统的优化方法外，遗传算法和进化算法相继在非线性控制系统的优化设计中获得广泛的应用。遗传算法作为一种新的搜索算法，具有并行搜索、全局收敛等特性，将遗传算法用于模糊控制中，可以解决一般模糊控制器中隶属函数及规则的参数调节问题，这方面的研究主要有两类：其一是采用遗传算法对隶属函数参数进行调节[62-67]，如盛万兴等[68]提出的基于基因算法的模糊控制优化算法，对通常模糊控制设计方法中经验性的、粗糙的部分加以修正、调整，使控制律对于被控系统的描述和控制作用更符合实际、更精确。其二是对规则数目进行调整，规则数目的调整比较困难，这方面的工作主要是由 Ishibuchi 提出的[69]。

但是，对于规则自组织模糊控制器和基于直接最优化算法的模糊控制器，一个重要的难题是如何采取合理的规则表示法。随着神经网络研究的深入，连接主义（connectionist approached）自适应模糊控制器，即所谓的自适应模糊神经网络（AFNN），成为新的研究方向，其通过训练和学习来调节权重以及隶属函数的参

数[70-73]。值得一提的是，Belarbi 等[74]提出的连接主义和直接寻优相结合的自适应模糊控制器，其模糊推理过程通过一个网络来实现，并采用 GA 来自动设计规则库以及输入输出变量的隶属函数。遗传算法、神经网络和模糊技术是软计算技术的三大支柱，三者的结合必将促进自适应模糊控制器的进一步发展。

(3) 基于某种稳定性理论的自适应调节

许多研究将模糊理论应用到控制中的主要原因是在系统模型不确定和时变的情况下，模糊理论提供了一种取代传统控制系统的建模和设计方法。虽然采用模糊控制获得了许多成功的应用，但是由于缺乏统一的能保证系统全局稳定的综合技术而没有显示出其应有的活力。最近已有一些研究用李亚普诺夫合成方法组成稳定的模糊控制器[75-78]，Su[79]和 Slotine[80-81]等将 MISO 模糊逻辑系统扩展为 MIMO 模糊逻辑系统，并用它来逼近机器人操作器的不确定特性，为减少真实不确定特性与模糊逻辑系统逼近器之间的误差，提出了基于李亚普诺夫稳定性理论的鲁棒自适应律，同时还根据控制对象的具体特性以及对不确定函数的分解，对模糊控制规则的数量进行了优化研究[79-81]; Ham 等[82]则提出基于李亚普诺夫合成技术的鲁棒模糊控制方法。

4)可调参数漂移的抑制

可以调整参数的自适应控制器及其许多成功的应用引起控制工程界的兴趣，主要是因为它在处理具有参数不确定性系统时具有比常增益方法更优秀的特性。但是存在负载扰动时，即便它是有界的，如不考虑负载扰动的影响，闭环系统的稳定性也难保证，因为负载扰动可能使估计的参数趋于无穷大[47]。解决这一问题的一种方法是 Ioannou[83]和 Su[84]提出的σ-修正方法，其在自适应控制器中加入死区，即在辨识误差小于某个阈值时停止控制参数的修正以阻止参数估计值由于不存在持续的激励而进入不稳定区域，因此这种方法能阻止被估计参数趋向无穷大，但是误差选得比较大时，则系统的误差只能收敛到一个有界的范围内，不能满足闭环系统的性能要求[85]。另一种方法是 Ioannou 等[86]提出的在自适应律中采用投影算法使可调参数被限制在指定的约束集内。此后，Wang 等[87]则提出综合了投影算法和σ-修正方法的广义投影算法。

5)自适应模糊系统的应用模式

在自动控制系统的设计中，自适应模糊逻辑系统主要有两种应用模式。一种是用作系统的控制器，并可以直接利用模糊控制规则，使用李亚普诺夫稳定性理

论或所谓的滑模控制（SMC）进行系统的分析和综合，前者基于 T-S 标准模型，设计问题可认为是线性矩阵不等式（LMI）问题，后者利用模糊逻辑控制与滑模控制间的相似性建立一个对称的规则库，把输入输出比例因子作为设计参数[88]。另一种是用于为被控对象建模，并可以直接利用描述被控对象的模糊信息，使用反馈线性化或 Backstepping 等非线性控制方法进行系统的分析和综合，并基于李亚普诺夫稳定性理论推导出稳定的自适应律。

所有控制技术都有其独特的个性，因此结合自适应控制和模糊控制理论的优点所构造的新的控制器比单纯一种控制技术所构造的控制器具有更优的性能[89-91]。如 Chen 等[92]提出的自适应-模糊控制与最小最大控制相结合的鲁棒控制算法，自适应模糊技术用来消除系统不确定动态特性，以增强系统的跟踪鲁棒性，而最小最大控制是用来减少自适应模糊技术未能消除的跟踪误差部分以及外来干扰对跟踪误差影响。因此，自适应模糊技术被用作对跟踪误差的粗调，而最小最大控制被用作对跟踪误差的细调。总之，将模糊逻辑系统能够以任意精度逼近非线性函数的能力与相关控制理论的先进技术相结合，可以比较容易地使一些“模糊”或不确定的系统参数化，这促使了模糊控制技术与自适应控制理论的结合，并使自适应模糊控制理论成为这一领域发展的趋势之一[93]。

1.3.5 自适应模糊神经网络控制

非线性系统的辨识和控制问题的研究中，应用最为普遍的神经网络是多层前馈神经网络（MPLs）及其 BP 算法[94]，这主要是因为这种神经网络具有逼近任意非线性映射的能力。由于静态神经网络仅仅利用了当前的输入信息和权值而缺乏动态记忆[95]，因此采用静态多层前馈网络对动态过程进行辨识时，需要将动态时间建模问题变为一个静态空间建模问题，这必然出现诸多问题。如需要先假定系统的非线性自回归滑动平均模型（NARMA）类，并对结构模型进行定阶，特别是随着系统阶次的增加或阶次未知时，迅速膨胀的网络结构，将使学习收敛速度更加缓慢[96]。此外较多的输入节点也将使相应的辨识系统对外部噪声特别敏感[97]，因此对于动态过程的辨识，动态递归神经网络提供了一种极具潜力的选择，代表了神经网络建模、辨识与控制的发展方向。

虽然采用辅助抽头延迟线（TDL）的方法也可以使静态多层前馈网络能够学习非线性系统的动力学特性[98]，但改进结构，使其真正成为动态网络，则是更为有效的方法[99]，因为动态神经网络是一种动态的映射，其通过层与层间以及神经元与神经元间的前馈和反馈连接所组成的递归神经网络形成了复杂的动力学特

性，能够通过其本身固有的时间算子来处理时变的输入和输出，这种结构特征使动态神经网络更适用于动态系统的辨识和控制，从而获得广泛的研究。如 Williams 等[100]提出的全递归动态网络，其隐层神经元存在自反馈和互反馈；Willis[99]和 Turner[101]等提出的动态网络的隐层神经元的输出通过一个一阶滤波器反馈到前层或本层的节点，这两种动态网络的隐层节点的反馈权值或滤波器的时间常数以及节点的其他连接权值一样都采用 BP 算法进行调整；刘白雁[102]提出的神经网络输出层和隐层神经元均具有自反馈（或自递归），虽然丰富了神经网络的动力学特性，但反馈增益 K_f 均为常数，使神经网络对非线性动力学系统的建模能力受到了限制。

当递归神经网络通过在线的学习过程来逼近和控制一个未知的非线性系统时，可以认为是自适应控制系统的子系统。在控制过程中，神经网络的权值需要用动态的学习算法来更新。虽然大多数递归神经网络的学习方法是针对不同的问题推导而来，但用于递归神经网络的最通用的算法是梯度下降法，通过计算某个损失函数对神经网络权值的梯度，用迭代方法沿着梯度相反的方向调整神经网络权值。这些算法包括 BPTT(Back Propagation Through Time)算法、递归 BP 算法、动态 BP 算法和 RTRL（Real-Time Recurrent Learning）算法等。为克服简单的梯度下降算法的不足，使算法更为有效，Olurotimi[103]提出了一种通过对嵌入在递归神经网络内的前馈结构进行恰当的转换实现递归神经网络系统的训练；而 Puskorius 等[104]提出了一种解藕的扩展 Kalman 滤波算法来训练递归神经网络。

值得一提的是，由于递归神经网络具有反馈路径或递归连接，因此当前的输出还取决于过去的输出。另外，误差的大小不仅依赖于当前的参数集，而且还依赖于过去的参数集，显然，在学习过程中有必要考虑这种依赖性。而梯度算法中梯度的计算是在假设权值不随时间变化的情况下进行的，但是学习过程中调节权值时，这种假设不再成立，因此计算出来的权值不是真正的权值，结果往往不能保证收敛，因此，在训练的过程中，权值应当作为时变参数予以考虑。为解决上述问题，Tommy[105]提出基于二维系统理论的迭代学习算法，二维系统具有两个独立的动力学系统，其一用来反映递归神经网络在时域内的动态特性，而另一个用来反映迭代学习过程。

动态神经网络与静态神经网络一样，不适于表达基于规则的知识，因此在对神经网络进行训练时，由于不能很好地利用已有的经验知识，常常只能将初始权值取为 0 或随机数，从而增加了网络的训练时间或者陷入非要求的局部极值，这应该说是神经网络的一个不足。而模糊逻辑是一种处理不确定性、非线性和其他

不适定问题（ill-posed problem）的有力工具，比较适合于表达模糊或定性知识，其推理方式比较类似于人的思维模式，但是一般来说模糊系统缺乏自学习和自适应的能力。因此若能将模糊逻辑系统和神经网络有机地结合起来，吸取两者的长处，则可组成比单纯的神经网络系统或单纯的模糊系统具有更好性能的系统。盛万兴[106]基于前向多层网络结构，将部分节点进行模糊化处理而构成的混合网络结构直接作为电液泵控马达系统的控制器，得到了较好的结果；蒋志明[107]采用直接模糊 CMAC 神经网络控制器对电液位置伺服系统进行控制，并通过自学习控制方法在线修正模糊推理规则，以消除不确定负载扰动的影响；黄文梅[108]针对电液伺服系统提出的智能复合控制，实质上是一种多模控制方法，将电液位置控制系统的控制过程分为快速逼近、慢速调整和微调稳定三个阶段，在快速逼近阶段，采用“开关控制”，使电液伺服阀工作在饱和状态，以增加系统的快速响应性；在慢速调整阶段，采用模糊控制策略；而在微调稳定阶段采用神经网络控制策略；系统虽然同时利用模糊控制和神经网络控制，但没有将模糊控制和神经网络两者的特长有机地揉在一起。

目前，模糊神经网络基本上是将模糊系统与静态神经网络相结合，而前面的分析表明，对于动态非线性系统，动态神经网络具有很大的优势，因此，模糊系统与动态神经网络的结合必能表现出优异的品质。基于这些认识，本文提出与传统模糊神经网络不同的动态递归模糊神经网络(DRFNN)，并将对其稳定性和参数的自适应算法进行系统的分析和研究。

1.3.6 增益自适应变结构和 H_∞控制

变结构控制是一种根据系统状态偏离滑模面的程度来变更控制器的结构，把系统的状态从任意的初始位置沿预先指定的轨迹（滑动模态）驱使到原点，其特点是滑动模态对系统参数变化和外部干扰具有完全不变性，具有较强的鲁棒性和抗干扰能力，因而获得广泛关注。Bonchis 等[109]将非对称缸系统的摩擦力和负载作为外部干扰，并采用滑模变结构方法使系统对它们具有鲁棒性，获得了令人鼓舞的实验结果。周继成等[110]对多通道耦合电液伺服系统的每个通道分别进行设计，将通道之间的耦合视为扰动，并运用模型跟踪变结构自适应控制方法有效地克服了通道之间的交叉耦合作用和剧烈的参数变化，显示出很强的鲁棒性。

目前，变结构控制算法的研究中考虑的主要方面是系统的稳定性和动态响应特性。Liu[111]和段锁林[112]分别针对具有弹性负载的液压位置伺服系统和结构疲劳试验机力控系统，提出具有 Lyapunov 稳定性的滑模变结构控制方法，保证了系

统具有 Lyapunov 意义下的渐近稳定性。Yoo 等[113]针对 SISO 非线性系统提出了模糊滑模控制方法，并对控制系统的稳定性给予了数学证明。为使系统在“到达阶段”和“滑模阶段”具有理想的动态特性，韩崇伟等[114]基于最优化方法设计的滑动模态变结构控制系统的滑动模态面，使系统对外部扰动和参数不确定性具有较强的鲁棒性，能够适应较大的负载变化；Fung 等[115]则针对系统状态在“到达阶段”和“滑模阶段”的不同特点，在不同阶段采用不同的变结构算法，使系统具有较快的瞬态响应和良好的稳态响应。

稳态误差是变结构控制算法设计过程中应考虑的另一个因素，李运华等[116]针对泵控马达伺服系统的参数变化和外干扰引起的不确定性，提出的由积分控制和变结构控制复合而成的控制策略，使系统即使存在上述不确定性，仍能获得准确的跟踪性能和良好的鲁棒性。Fung[117]则将具有比例和积分补偿的变结构控制(PIVSC)应用在电液位置伺服系统，使系统具有比只有积分补偿的变结构控制(IVSC)更快的响应速度。

输入空间为致密集的条件下，模糊逻辑系统能一致逼近任何非线性函数的特性[118-124]、自适应控制与变结构控制具有较强的鲁棒性和抗干扰能力的特点使三者的集成成为可能，并在非线性控制系统的设计中取得了较好的效果。吴振顺等[125]在阀控液压马达系统中根据自适应控制理论、变结构控制理论，提出的变结构与自适应相结合的多策略交叉控制思想，有效地提高了系统的鲁棒性；段锁林[126]利用自适应模糊系统在线估计滑模变结构控制中的等效控制项 u_{eq}，并应用于电液伺服系统的跟踪控制问题；而 Man 等[127]采用变结构控制对系统进行综合设计，用自适应模糊系统对变结构控制中的非线性函数项进行在线估计，并作为变结构控制器的一个参数；Chen 等[128]采用自适应模糊神经网络对理想反馈线性化控制中的非线性项在线估计，用变结构控制对估计误差进行补偿，使系统获得对估计误差具有较强的鲁棒性；Hsu 等[129]运用自适应模糊控制对系统状态向滑动模态面的运动过程进行控制；Yong 等[130]针对一类未知非线性离散系统提出了一种基于递归神经网络的滑模神经网络控制器。

然而与变结构控制应用息息相关的基本问题是由控制行为的非连续性引起的颤振，容易激发系统高频的未建模动态，甚至导致系统的稳定性问题[131-132]。为了处理颤振现象，研究者们提出了许多不同的方法，如 Slotine 等[133]提出“边界层”的方法，在边界层外面，控制项与继电型控制形式一样，但在边界层内，则是高增益的线性控制，边界层的引进虽然可以消除颤振并获得了广泛应用[134-137]，但同时也消弱了系统的鲁棒性，使系统轨迹在边界层附近振荡，且振荡

的幅值与边界层的厚度成比例[138]。为此，Lhee 等[139]提出了边界层厚度可自调整的模糊滑模变结构控制算法；而 Taha 等[140]则采用 QFT 方法削弱系统的这种振荡现象，但控制量的颤振仍对系统起着不良影响；Morioka 等[141]基于多层前向神经网络（MFNN）和误差反向传播学习算法的方法来抑制 SMC 应用中的颤振现象，该方法将多层前向神经网络作为估计系统状态到达滑模超平面后等效控制的在线估计器；Tsai 等[142]在对 Seasaw 系统的控制中，采用变结构方法对系统进行综合，并用两个神经网络分别对滑模变结构控制中的等效控制分量 u_{eq} 和校正控制分量 u_{c} 进行在线估计，神经网络权值的调整使滑模面函数 s 值最小，以减弱系统的颤振。其实，颤振现象的根源是变结构控制中包含符号函数的本质非线性控制分量，其振动强度与由系统不确定性的界确定的本质非线性控制分量的增益成比例，而采用模糊神经网络对系统非线性和不确定性进行在线估计时，系统不确定性的界是一个时变的量，因此，采用增益自适应的变结构控制将能从本质上削弱颤振现象，且不影响系统的鲁棒性。

近十年来，H_∞控制被用来减小不确定动态特性和外在干扰的影响，如 Laval[143]和 Lu[144]提出的基于系统线性模型的 H_∞鲁棒控制算法，可以抑制对系统参数的不确定性。然而当系统的不定特性和外在干扰比较大时，它们对跟踪误差的影响可能比较明显，甚至导致系统不稳定，在这种情况下，单一 H_∞控制难以承担消除系统非线性不定特性和外在干扰的影响的任务。同时已有的研究表明，H_∞控制对未知干扰具有较强的抑制作用[145-146]，且抑制效果优于对系统参数不确定性的处理[147-148]。而电液伺服系统中的非线性因素，如温度、粘度、死区、库仑摩擦等会对控制系统的设计产生一定的影响，但是这些非线性因素的影响在多数条件下远不如负载干扰的影响大，因此电液伺服系统的鲁棒控制器设计，可以考虑变结构控制和 H_∞控制的集成，使它们分别对系统的不确定性和外界干扰进行处理。

基于上述认识，本文提出增益自适应变结构控制（GAVSC）和 H_∞控制分别处理系统参数不确定性和外界干扰的系统 L_2 增益设计方法。首先用自适应 DRFNN 对系统非线性和不确定性进行在线估计，以减小动态系统的不确定性，从而减轻系统非线性动态特性、不确定性和外界干扰对变结构控制的负担，同时采用 H_∞控制对外界干扰进行抑制，另一方面在线估计自适应 DRFNN 估计误差的界，并以此确定变结构控制增益，获得符合实际的变结构控制分量，使系统颤振现象减小到最低程度。这种充分利用自适应 DRFNN、自适应控制技术、VSC 控制和 H_∞控制特长的复合控制算法必将使系统具有较强的鲁棒性。

1.3.7 电液伺服系统摩擦力的分部补偿方法

摩擦力存在于所有的机械中，它的存在可能给控制系统带来位置误差、极限环和爬行等不良现象[149]。电液伺服系统的精度，尤其是低速、超低速时的精度受到以摩擦力为主的扰动力的影响，如何对摩擦力进行补偿，从而使系统的性能更优良，一直受到工程界的关注[150]。但是，摩擦力特别是静摩擦力是尚未解明的物理现象，因此精确建立其数学模型，并根据数学模型来完全补偿静摩擦的影响是不可能的[151]。

目前对摩擦力的补偿方法主要有两大类：一类是基于动态和静态参数模型的补偿方法[152-154]，该类方法充分利用了对摩擦力的认识成果，但因摩擦力的时变本质非线性特性而具有一定的局限性；另一类是基于神经网络等非参数模型的补偿方法[155-157]，该类方法用神经网络等非参数模型来在线估计非线性函数，具有较高的精度，但摩擦力的非光滑特性使得用神经网络等非参数模型对摩擦力整体进行估计具有争议性。Selmic 等[158]虽然提出了能逼近分段连续函数的修正神经网络，然而其结果不能直接应用，因为其利用了摩擦力中不可测的状态变量。

基于上述认识，本文将提出一种充分利用两类上述摩擦力补偿方法优势的摩擦力补偿方法，对 Bristle 动态摩擦力参数模型中的不同分量分别采用不同非参数模型在线估计，并采用不同的补偿措施进行补偿。这种分部补偿方法将使系统获得更好的稳态跟踪特性。

1.3.8 反馈线性化和 BACKSTEPPING 方法

精确反馈线性化是一种很好的非线性控制方法，近年来在电液伺服系统中也展开了应用研究。李运华[159]和 Fchneider[160]针对对称缸电液伺服系统阀口流量的非线性影响，研究了精确反馈线性化控制策略，取得了一些有益的结论；丁国锋[161]则提出基于精确线性化的液压伺服系统滑模控制,充分利用了滑模控制鲁棒性强的优点，比单纯的精确线性化控制方法具有更广泛的应用前景。首先将反馈线性化方法引入液压伺服的是文献[162][163]及随后的文献[164]，在这些文献中，要么假设伺服阀的动态特性很快而被忽略，要么将难以甚至不可能检测到的加速度状态引入反馈控制律中，这些假设并不总是成立。

Mohammad[165]在 Liu 等[166]人研究的基础上提出了基于 Lyapunov 理论和 Backstepping 方法的自适应位置跟踪控制器以期系统对不确定性具有鲁棒性。但是，基于这种方法的控制器中，包含了系统状态的高阶微分，这一方面增加了实现的难度，另一方面难以集成对本质非线性分量的具有强鲁棒特性的变结构控

制，从而鲁棒问题难以在 Backstepping 设计方法中解决得很好[167]。因此，本文将以反馈线性化方法为平台，综合运用自适应控制、动态递归模糊神经网络、变结构和 H_∞控制等现代控制方法，对电液伺服系统的鲁棒控制问题进行系统的分析和研究。

1.4 本文的工作和研究内容安排

本文对电液伺服系统进行研究，提出了自适应动态递归模糊神经网络，并结合变结构控制和 H_∞控制等现代鲁棒控制方法，对电液伺服系统的鲁棒控制进行了系统的研究，并给出在巨型模锻液压机平衡校正系统中的应用实例。

1.4.1 选题的意义

选择广泛应用于工业、冶金、船舶、航空航天和国防等领域的具有严重非线性和不确定性的电液伺服系统作为研究对象，以自适应模糊神经网络、变结构控制和 H_∞控制等现代控制理论为研究背景是有实际意义的。

近年，自适应模糊神经网络控制理论虽然取得了许多的成果，但针对电液伺服系统的却不多，特别是结合变结构和 H_∞控制等现代控制方法的自适应模糊神经网络在电液伺服系统中的应用更是少见。研究基于自适应动态递归模糊神经网络辨识的电液伺服系统的鲁棒控制理论和方法有重要的理论指导意义，对电液伺服系统的发展是很有益的。

本文针对高品质电液伺服系统的现代鲁棒控制的棘手问题，抽象并发展自适应动态递归模糊神经网络、增益自适应变结构控制、摩擦力分部补偿算法以及采用不同手段对系统不同性质的不确定性进行补偿的系统 L_2 增益设计方法等新型控制理论和控制方法，并反过来应用于实际，符合科学发展的规律。

1.4.2 研究的内容安排

本文将以电液伺服系统为对象，并以巨型模锻液压机平衡校正系统为实例，深入研究神经网络控制、模糊逻辑控制、变结构控制、H_∞控制等现代控制方法在电液伺服系统中的应用，主要工作体现在如下几个方面。

首先，基于上述对神经网络控制、模糊逻辑控制等现代控制方法的认识和讨论，组构动态递归模糊神经网络，建立其数学模型，并对其学习算法和稳定性进

行了详细讨论。本文提出的动态递归模糊神经网络与传统的模糊神经网络的本质区别在于：传统的模糊神经网络是模糊逻辑系统与静态神经网络的组合，而本文提出的动态递归模糊神经网络是模糊逻辑系统与动态神经网络的组合，在动态非线性系统的控制中，将会具有传统模糊神经网络不可比拟的优势。

其次，以电液伺服系统为控制对象，基于自适应 DRFNN 对电液伺服系统非线性、不确定性等进行在线辨识，进行了电液伺服系统的增益自适应变结构控制研究。自适应 DRFNN 作为在线辨识器的关键问题是 DRFNN 本身参数自适应律的稳定性和基于 DRFNN 辨识的控制算法的稳定性，本文将应用李亚普诺夫稳定性理论，对能抑制参数漂移且使系统稳定的 DRFNN 网络权值及隶属函数的参数自适应算法进行系统的分析和研究。另一方面，由于变结构控制具有对参数不确定性的鲁棒性和对未知干扰的不变性等优点，使得变结构控制技术与模糊神经网络系统结合以后，对系统的控制性能具有较大幅度的改善，但是传统的变结构控制为保证系统的鲁棒性而选取比较保守的控制增益，使得控制量的颤振幅值较大，进而使系统的输出也出现颤振，为抑制这种现象对系统性能的影响，本文将提出增益自适应变结构控制方法，以期获得优良的控制性能。

再次，考虑到变结构控制对系统建模误差等不确定性的抑制和 H_∞控制对外界干扰的抑制各自具有较强的优势，提出分别利用增益自适应变结构和 H_∞控制对系统的不确定性和外界干扰进行处理的系统 L_2 增益设计方法。

进而，针对摩擦力组成的复杂性，提出分别利用自适应模糊神经网络、增益自适应变结构控制对摩擦力的不同组成成分进行补偿的摩擦力分部补偿算法。

最后，作为电液伺服系统控制问题的实例，讨论了一个重要的工程问题——巨型模锻液压机平衡校正系统的鲁棒控制方法。

第二章 动态递归模糊神经网络及其对动态系统的辨识

2.1 引言

动态系统的日益复杂使越来越多的系统设计者由传统的控制方法转向智能控制。神经网络在许多非线性动态系统控制中的成功应用表明神经网络已成为动态控制系统的有效工具[20-24]、[105]。目前最主要的两类神经网络是前馈神经网络和递归神经网络。众所周知，一个三层的前馈神经网络不仅能够以任意精度逼近任意连续映射，而且能够以任意精度逼近这些映射的逆映射。然而，前馈神经网络是一种静态映射，不适合用来表示动态映射[97][105]，因为利用静态多层前馈网络对动态过程进行辨识，实际是将动态时间建模问题变为一个静态空间建模问题，这必然出现诸多问题。如需要先验假定系统的非线性自回归滑动平均模型（NARMA）类，需要对模型结构进行定阶，特别是随着系统阶次的增加或阶次未知时，迅速膨胀的网络结构，将使学习算法的收敛速度更加缓慢[96]。此外较多的输入节点也将使相应的辨识系统对外部噪声特别敏感，因此对于动态过程的辨识，动态递归神经网络提供了一种极具潜力的选择，代表了神经网络建模、辨识与控制的发展方向。

已经证明，模糊逻辑系统同样具有以任意精度逼近任意连续映射的特性[48]，同时能够集成专家的经验和对系统的知识，但其与静态前馈神经网络一样，其表示的也是静态映射。吸收了模糊逻辑系统和神经网络两者优点的传统模糊神经网络(TFNN)，虽然能够处理来自专家的模糊语言信息、具有学习和并行计算功能等特点，但由于是模糊逻辑系统与静态前馈神经网络的结合而不适合表示动态映射。

本章在详细分析传统模糊神经网络的基础上，提出并深入研究了一种新型的DRFNN。2.2 节给出了传统模糊神经网络(TFNN)的数学描述及其常用的 BP 学习算法；2.3 节着重分析了 DRFNN 的结构特点，并根据 DRFNN 的数学模型推导出其动态 BP 学习算法及其改进算法，同时对 DRFNN 的稳定性进行了分析；2.4 节针对一个具体的实例，分别给出了上述两种模糊神经网络对动态非线性系统的辨识结果。

2.2 传统模糊神经网络

2.2.1 TFNN 的拓扑结构及其数学描述

传统模糊神经网络的拓扑结构如图 2.1 所示。

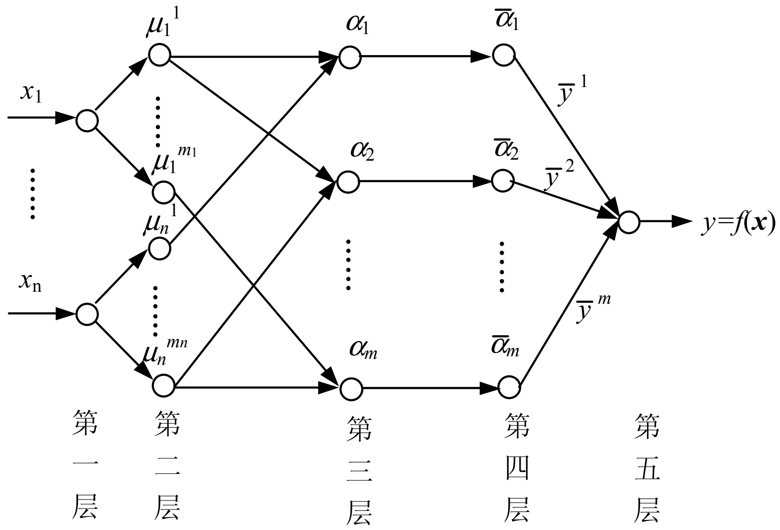


图 2.1 传统模糊神经网络

第一层为输入层，该层的结点直接与输入量 $\boldsymbol{x}$ 连接，起着将输入值 $\boldsymbol{x}$ 传送到下一层的作用。

第二层的结点代表语言变量值，如 NB，PS 等。其作用是计算输入量属于各语言变量模糊集合的隶属函数 μ_i^j，其中

$$\mu_i^j = \exp[-(\frac{x_i - \overline{x}_{ij}}{\sigma_{ij}})^2] \tag{2.1}$$

式中：μ_i^j 表示第 i 个输入变量隶属第 j 个语言变量的特征值，i=1, 2, …,n ；j=1, 2, ⋯,m_i；n 是输入变量 $\boldsymbol{x}$ 的维数；m_i 是 x_i 的模糊分割数，$\overline{x}_{ij}$ 和 σ_{ij} 分别表示隶属函数的中心和宽度。

第三层的每个结点代表一条模糊规则，它的作用是用来匹配模糊规则的前件，并计算出每条规则的适用度。

$$\alpha_l = \mu_1^{i_1}(x_1)\cdots\mu_n^{i_n}(x_n) \tag{2.2}$$

式中：$i_1 \in \{1，2，\ \cdots，m_1\}$，⋯，$i_n \in \{1，2，\cdots，m_n\}$，$l$=1，2，　⋯, m，$m = \prod_{i=1}^{n} m_i$，m 为“IF-THEN”规则数。

第四层实现归一化计算，即

$$\bar{\alpha}_l = \frac{\alpha_l}{\sum_{i=1}^{m} \alpha_i} \qquad l=1,\ 2,\ \cdots,m \tag{2.3}$$

第五层是输出层，实现清晰化计算，即

$$y = \frac{\sum_{l=1}^{m} \bar{y}^l \alpha_l}{\sum_{l=1}^{m} \alpha_l} = f(\boldsymbol{x}) \tag{2.4}$$

式中：$\bar{y}^l$ 为输出变量第 l 个语言变量隶属函数中心值。

式(2.4)的模糊神经网络系统是应用得较多的模糊神经网络系统，其可调参数有 $\bar{y}^l$，$\bar{x}_{ij}$ 和 σ_{ij}，约束条件为 $\bar{y}^l \in V$，$\bar{x}_{ij} \in U_i$ 以及 $\sigma_{ij}>0$。王立新[48]已经证明，对于任何定义在致密集 $U \in R^n$ 上的连续函数 $g(\boldsymbol{x})$及任意给定的$\varepsilon>0$，一定存在形如(2.4)的模糊神经网络系统 $f(\boldsymbol{x})$，使得

$$\sup_{x \in U} |f(\boldsymbol{x})\text{-}g(\boldsymbol{x})| < \varepsilon \tag{2.5}$$

这便是模糊神经网络系统能够用于非线性建模问题的理论依据，同时模糊神经网络系统能够有效地利用语言信息的功能使得模糊神经网络系统能够在工程问题中得到成功的应用。

2.2.2 TFNN 的 BP 学习算法

王立新证明的上述万能逼近定理只说明一定存在如式(2.4)的模糊神经网络系统，它能在任意精度上逼近任意给定的函数，而怎样才能找到这样的一个模糊神经网络系统则是下面以及后述章节要讨论的另外一个重要问题。

实际上，寻找能在任意精度上逼近任意给定函数的模糊神经网络系统就是确定其可调参数 $\bar{y}^l$，$\bar{x}_{ij}$ 和 σ_{ij} 的值。目前常用的方法是 BP 算法，即确定一个形如式(2.4)的模糊神经网络系统的参数 $\bar{y}^l$，$\bar{x}_{ij}$ 和 σ_{ij} 的值，使误差目标函数

$$E = \sum_{p=1}^{N} E_p \tag{2.6}$$

最小。其中：

$$E_p = \frac{1}{2}[y_d(k) - y(k)]^{\mathrm{T}}[y_d(k) - y(k)] \tag{2.7}$$

式中：$y_{\mathrm{d}}(k)$和 $y(k)$分别表示 k 时刻被辨识系统的输出和模糊神经网络的输出。

隐层到输出层的连接权值 $\bar{y}^l$ 用下式调整

$$\bar{y}^l(k+1) = \bar{y}^l(k) - \eta_y \frac{\partial E_p}{\partial \bar{y}^l}\Big|_k \tag{2.8}$$

式中：l=1, 2, …, m; k=1, 2, …； η_y 为学习率。

根据连锁法则可以得到

$$\frac{\partial E_p}{\partial \bar{y}^l}\Big|_k = \frac{\partial E_p}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial \bar{y}^l} = -\frac{y_d(k) - y(k)}{\sum_{l=1}^{m} \alpha_l(k)} \alpha_l(k) \tag{2.9}$$

参数 $\bar{x}_{ij}$ 采用下式调整

$$\bar{x}_{ij}(k+1) = \bar{x}_{ij}(k) - \eta_x \frac{\partial Ep}{\partial \bar{x}_{ij}}\Big|_k \tag{2.10}$$

式中：η_x 为学习率。

同样，根据连锁法则可以得到

$$\frac{\partial E_p}{\partial \bar{x}_{ij}}\Big|_k = \frac{\partial E_p}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_l(k)} \cdot \sum_{l=1}^{m} S_{ij} \frac{\partial \alpha_l(k)}{\partial \bar{x}_{ij}} \tag{2.11}$$

其中：

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_l} = \frac{\bar{y}^l \sum_{i=1}^{m} \alpha_i - \sum_{i=1}^{m} \bar{y}^i \alpha_i(k)}{(\sum_{i=1}^{m} \alpha_i)^2} = \frac{\bar{y}^l - y(k)}{\sum_{i=1}^{m} \alpha_i} \tag{2.12}$$

$$\frac{\partial \alpha_l(k)}{\partial \bar{x}_{ij}} = \alpha_l(k) \cdot \frac{2[x_i - \bar{x}_{ij}(k)]}{[\sigma_{ij}(k)]^2} \tag{2.13}$$

当 μ_i^j 是第 l 个规则节点的一个输入时，S_{ij}=1，否则 S_{ij}=0。

参数 σ_{ij} 采用下式调整

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \eta_\sigma \frac{\partial Ep}{\partial \sigma_{ij}}\Big|_k \tag{2.14}$$

式中：η_σ为学习率。

同样，根据连锁法则可以得到

$$\frac{\partial E_p}{\partial \sigma_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_l(k)} \cdot \sum_{l=1}^{m} R_{ij} \frac{\partial \alpha_l(k)}{\partial \sigma_{ij}} \tag{2.15}$$

其中：

$$\frac{\partial \alpha_l(k)}{\partial \sigma_{ij}} = \alpha^l(k) \cdot \frac{2[x_{ij} - \bar{x}_{ij}(k)]^2}{[\sigma_{ij}(k)]^3} \tag{2.16}$$

当 μ_i^j 是第 l 个规则节点的一个输入时，R_{ij}=1，否则 R_{ij}=0。

为改善学习过程的稳定性和收敛速度，采用如下改进算法

$$\bar{y}^l(k+1)=\bar{y}^l(k)-\eta_y[m_c\frac{\partial E_p}{\partial \bar{y}^l}|_k+(1-m_c)\frac{\partial E_p}{\partial \bar{y}^l}|_{k-1}] \tag{2.17}$$

$$\bar{x}_{ij}(k+1)=\bar{x}_{ij}(k)-\eta_x[m_c\frac{\partial E_p}{\partial \bar{x}_{ij}}|_k+(1-m_c)\frac{\partial E_p}{\partial \bar{x}_{ij}}|_{k-1}] \tag{2.18}$$

$$\sigma_{ij}(k+1)=\sigma_{ij}(k)-\eta_\sigma[m_c\frac{\partial E_p}{\partial \sigma_{ij}}|_k+(1-m_c)\frac{\partial E_p}{\partial \sigma_{ij}}|_{k-1}] \tag{2.19}$$

式中：m_c 为动量因子，且 $m_c\in(0，1)$。虽然采用改进算法进行参数调整的过程中，TFNN 的当前参数取决于过去两个时刻的值，但不能说这是动态模糊神经网络，因为 TFNN 内传递的信息是单方向的，各点的信息只与同一时刻前一层节点输出的信息有关，没有反馈。要实现非线性动态系统的辨识，应采用具有信息反馈的 DRFNN。

2.3 动态递归模糊神经网络

2.3.1 DRFNN 的拓扑结构及其数学描述

工程实践中，可以通过适当选取状态变量使许多系统的状态空间模型为仿射非线性形式，状态向量各相邻分量之间便是导数或积分关系。对于非线性函数 $f(\boldsymbol{x})$ 的辨识，如采用 2.2 节的 TFNN，则应以状态向量的所有分量作为网络的输入，但是如果采用具有动态递归特性的 DRFNN，将状态向量各分量之间的动态关系，由网络内部节点间的反馈去描述，此时，网络只需状态向量的一个可测分量作为其输入便可。基于上述认识，本文提出如图 2.2 所示的 DRFNN。

第一层和第二层的结构、物理意义和数学描述与 TFNN 完全相同。

第三层的每个结点代表一条模糊规则，它的作用是用来匹配模糊规则的前件，并计算出每条规则的适用度。

$$s(l)=\sum_{j=1}^{m}w_{jl}^{1}\alpha_{c,j}(k)+z^l \tag{2.20}$$

$$\alpha_{c,j}(k)=\alpha_j(k\text{-}1) \tag{2.21}$$

$$\alpha_l(k)=f[s(l)]=\frac{1}{1+e^{-\mu[s(l)-0.5]}} \tag{2.22}$$

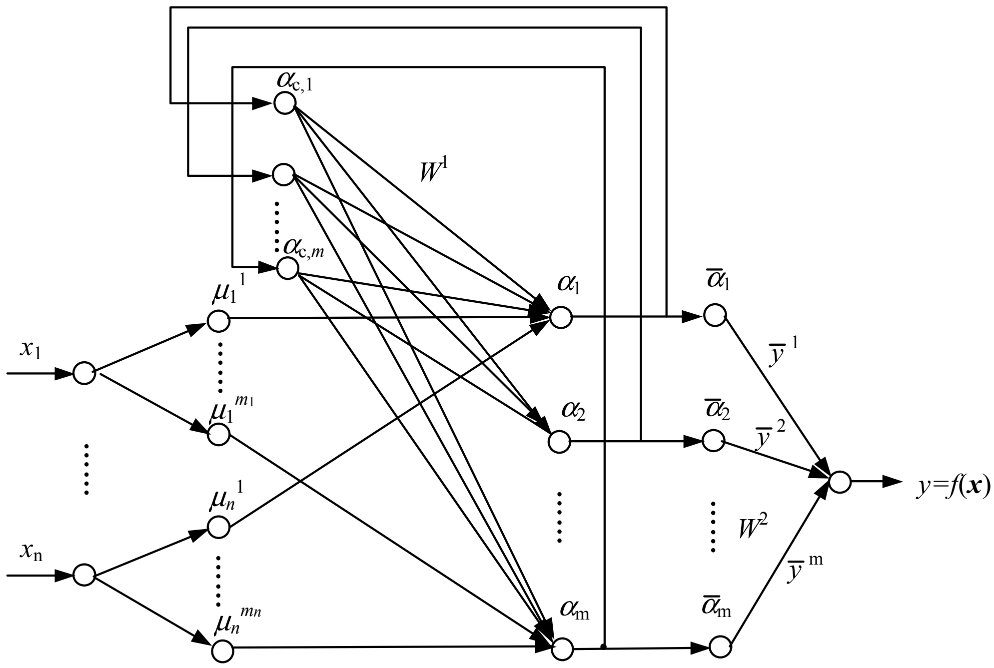


图 2.2 动态递归模糊神经网络结构图

由此可见，网络在 k 时刻的每条规则的适用度 $\alpha_l(k)$ 不仅包括由当前输入向量 $\boldsymbol{x}$ 计算出来的适用度值 $z^l(k)=\mu_1^{i_1}[x_1(k)]\cdots\mu_n^{i_n}[x_n(k)]$，还包括前一时刻各适用度值的贡献。该层单元采用式(2.22)的 s 激活函数。

第四层和第五层与 TFNN 相同。

由图 2.2 可看出，与 TFNN 相比，DRFNN 除输入层、隐层及输出层单元外，还有一个独特的结构单元层，用来记忆前一时刻的适用度值，相当于一个一步时延算子。

2.3.2 DRFNN 的动态 BP 学习算法

由式(2.20)~式(2.22)可知

$$\alpha_{c,l}(k)=\alpha_l(k-1)=f[W_{k-1}^1\alpha_{c,l}(k-1)+z^l(k-1)] \tag{2.23}$$

又由于

$$\alpha_{c,l}(k\text{-}1)=\alpha_l(k\text{-}2)$$

上式可继续展开，这说明 $\alpha_{c,l}(k)$ 依赖于过去不同时刻的连接权 W_{k-1}^1，或者说 $\alpha_{c,l}(k)$

是一个动态递推过程，因此可将相应的 BP 称为动态 BP 算法。

隐层到输出层的连接权值 $\bar{y}^l$ 的调整方法与传统模糊神经网络相同。

结构单元到隐层的连接权用下式调整

$$w_{jl}^1(k+1)=w_{jl}^1(k)-\eta_w\frac{\partial E_p}{\partial w_{jl}^1}|_k \tag{2.24}$$

式中：j=l=1，2，…，m；η_w 为学习率。

同样，根据连锁法则可以得到

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{jl}^1}|_k=\frac{\partial E_p}{\partial y(k)}\cdot\frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_l}\cdot\frac{\partial \alpha_l}{\partial w_{jl}^1} \tag{2.25}$$

其中：

$$\frac{\partial E_p}{\partial y(k)}=-[y_d(k)-y(k)]$$

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_l}=\frac{\bar{y}^l\sum_{i=1}^m\alpha_i-\sum_{i=1}^m\bar{y}^i\alpha_i(k)}{(\sum_{i=1}^m\alpha_i)^2}=\frac{\bar{y}^l-y(k)}{\sum_{i=1}^m\alpha_i}$$

注意到$\alpha_{c,j}(k)$依赖于连接权 w_{jl}^1，故

$$\frac{\partial \alpha_l(k)}{\partial w_{jl}^1}=\frac{\partial}{\partial w_{jl}^1}\{f[\sum_{j=1}^m w_{jl}^1\alpha_{c,j}(k)+z^l(k)]\}$$

$$=f'(\bullet)[\alpha_j(k-1)+\sum_{j=1}^m w_{jl}^1\frac{\partial \alpha_j(k-1)}{\partial w_{jl}^1}] \tag{2.26}$$

上式构成了梯度 $\frac{\partial \alpha_l(k)}{\partial w_{jl}^1}$ 的动态递推关系，与沿时间反向传播的学习算法类似。

参数 $\bar{x}_{ij}$ 采用下式调整

$$\bar{x}_{ij}(k+1)=\bar{x}_{ij}(k)-\eta_x\frac{\partial Ep}{\partial \bar{x}_{ij}}|_k \tag{2.27}$$

式中：η_x 为学习率。

同样，根据连锁法则可以得到

$$\frac{\partial E_p}{\partial \bar{x}_{ij}}|_k=\frac{\partial E_p}{\partial y(k)}\cdot\frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_l(k)}\cdot\sum_{l=1}^m S_{ij}\frac{\partial \alpha_l(k)}{\partial \bar{x}_{ij}} \tag{2.28}$$

其中：

$$\frac{\partial\alpha_l(k)}{\partial\bar{x}_{ij}}=\frac{\partial}{\partial\bar{x}_{ij}}\{f[\sum_{j=1}^{m}w_{jl}^{1}\alpha_{c,j}(k)+z^{l}(k)]\}$$

$$=f'(\bullet)[\sum_{j=1}^{m}w_{jl}^{1}\frac{\partial\alpha_j(k-1)}{\partial\bar{x}_{ij}}+z^{l}(k)\cdot\frac{2[x_i-\bar{x}_{ij}(k)]}{[\sigma_{ij}(k)]^2}] \tag{2.29}$$

当 μ_i^j 是第 l 个规则节点的一个输入时，S_{ij}=1，否则 S_{ij}=0。

参数 σ_{ij} 采用下式调整

$$\sigma_{ij}(k+1)=\sigma_{ij}(k)-\eta_\sigma\frac{\partial Ep}{\partial\sigma_{ij}}|_k \tag{2.30}$$

式中：η_σ为学习率。

同样，根据连锁法则可以得到

$$\frac{\partial E_p}{\partial\sigma_{ij}}=\frac{\partial E_p}{\partial y(k)}\cdot\frac{\partial y(k)}{\partial\alpha_l(k)}\cdot\sum_{l=1}^{m}R_{ij}\frac{\partial\alpha_l(k)}{\partial\sigma_{ij}} \tag{2.31}$$

其中：

$$\frac{\partial\alpha_l(k)}{\partial\sigma_{ij}}=f'(\bullet)[\sum_{j=1}^{m}w_{jl}^{1}\frac{\partial\alpha_j(k-1)}{\partial\sigma_{ij}}+z^{l}(k)\cdot\frac{2[x_i-\bar{x}_{ij}(k)]^2}{[\sigma_{ij}(k)]^3}] \tag{2.32}$$

当 μ_i^j 是第 l 个规则节点的一个输入时，R_{ij}=1，否则 R_{ij}=0。

为改善学习过程的稳定性和收敛速度，采用如下改进算法，式中的 m_c 为动量因子。

$$\bar{y}^{l}(k+1)=\bar{y}^{l}(k)-\eta_y[m_c\frac{\partial E_p}{\partial\bar{y}^{l}}|_k+(1-m_c)\frac{\partial E_p}{\partial\bar{y}^{l}}|_{k-1}] \tag{2.33}$$

$$w_{jl}^{1}(k+1)=w_{jl}^{1}(k)-\eta_w[m_c\frac{\partial E_p}{\partial w_{jl}^{1}}|_k+(1-m_c)\frac{\partial E_p}{\partial w_{jl}^{1}}|_{k-1}] \tag{2.34}$$

$$\bar{x}_{ij}(k+1)=\bar{x}_{ij}(k)-\eta_x[m_c\frac{\partial E_p}{\partial\bar{x}_{ij}}|_k+(1-m_c)\frac{\partial E_p}{\partial\bar{x}_{ij}}|_{k-1}] \tag{2.35}$$

$$\sigma_{ij}(k+1)=\sigma_{ij}(k)-\eta_\sigma[m_c\frac{\partial E_p}{\partial\sigma_{ij}}|_k+(1-m_c)\frac{\partial E_p}{\partial\sigma_{ij}}|_{k-1}] \tag{2.36}$$

2.3.3 DRFNN 的稳定性分析

DRFNN 的稳定性包含两个方面的内容，一是 DRFNN 权值调整的学习算法或自适应律的稳定性；二是与一般动态系统的稳定性的意义相同，即 DRFNN 输

出收敛到平衡点的特性。对于一个 DRFNN 而言，上述两种意义的稳定性都必须满足，至于第一种意义的稳定性将在后续章节中进行讨论，本节讨论第二种意义的稳定性，在讨论之前，先作如下定义。

定义 2.3.1　DRFNN 中，由结构层各节点到各规则层节点的权值所组成的矩阵 W^1 称为 DRFNN 的反馈矩阵，记为：

$$W^1=\begin{bmatrix} w_{11}^1 & w_{12}^1 & \cdots & w_{1m}^1 \\ w_{21}^1 & w_{22}^2 & \cdots & w_{2m}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m1}^1 & w_{m2}^1 & \cdots & w_{mm}^1 \end{bmatrix}$$

其中 w_{ij}^1 为结构层第 i 个节点到规则层的第 j 个节点的权值。

定理 2.1　DRFNN 具有第二种意义稳定性的充要条件是反馈矩阵特征根的模小于 1。

证明：由图 2.2 可知，从输入变量 $\boldsymbol{x}$ 到 $z^l(\boldsymbol{x})$和从$\alpha_l(k)$到输出的两个子系统为开环系统，不存在稳定性问题，故影响 DRFNN 第二种意义的稳定性的只有由第 3 层和结构层组成的递归子系统，如图 2.3 所示。

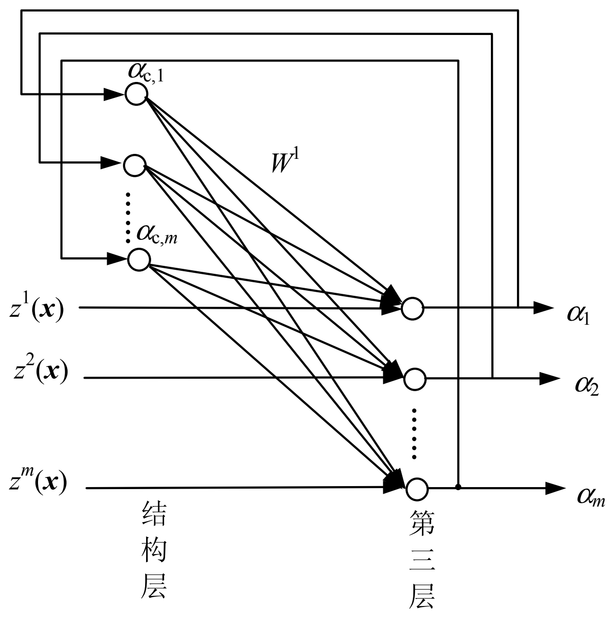


图 2.3　DRFNN 的递归子系统

由图 2.3 可知，可以将 DRFNN 的递归子系统看成是一个多输入多输出的系统，其状态方程为

$$\boldsymbol{\Omega}(k)=W^1\boldsymbol{\Omega}(k-1)+\boldsymbol{Z}(x) \tag{2.37}$$

其中：$\boldsymbol{\Omega}(k)=[\alpha_1(k), \alpha_2(k), \ldots,\alpha_l(k), \ldots,\alpha_m(k)]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{Z}(\boldsymbol{x})=[z^1(\boldsymbol{x}), z^2(\boldsymbol{x}), \ldots, z^l(\boldsymbol{x}),\ldots, z^m(\boldsymbol{x})]^{\mathrm{T}}$，由离散系统稳定的充要条件知，DRFNN 具有第二种意义稳定性的充要条件是 DRFNN 反馈矩阵特征根的模小于 1。

证毕。

2.4 DRFNN 在动态系统辨识中的应用

本节以 SISO 动态系统的辨识为例来说明采用 DRFNN 对动态系统进行辨识的效果，此时 DRFNN 也为 SISO 系统。

2.4.1 初始参数的确定方法

从 DRFNN 的结构及其数学模型可知，如将结构层去掉，则 DRFNN 便退化为 TFNN，因此结构层相关参数（结构层到第三层的连接权）的初值可设置为零，即 $w_{jl}^{1}(0)=0$，其中 l=j=1，2，⋯，m。其余网络参数的初值可以根据系统的模糊或定性的知识来加以确定，也可采用如下在线确定初始参数的方法。

用尽可能大范围的控制量激励被辨识系统，测得一定数量的输入和输出对 $[u(i)，y_d(i)]$，其中 i=1,2,⋯, p。求

$$u_x(h)=\min(u)+\frac{(h-1)[\max(u)-\min(u)]}{m-1} \tag{2.38}$$

并分别寻找 p 个 u 中与 $u_x(h)$靠得最近的 m 个 $u(h)$，使其作为输入变量 u 的 m 个语言变量模糊集合隶属函数的中心，即 $\bar{x}^h=u(h)$, h=1,2, ⋯, m；使 m 个与 $u(h)$相对应的输出 $y_d(h)$作为输出变量 y 的语言变量模糊集合隶属函数的中心，即 $\bar{y}^h=y_d(h)$；将输入变量 u 的 m 个语言变量模糊集合隶属函数的宽度设置为

$$\sigma_l=\frac{\max(u)-\min(u)}{2m} \tag{2.39}$$

2.4.2 仿真分析

由前面的分析可知，DRFNN 相对于 TFNN 的主要优势在于内部的反馈结构使其本身具有储存动态信息的功能，为验证其辨识效果，考虑如下具有纯时间延迟的单输入单输出（SISO）动态系统作为 DRFNN 和 TFNN 的辨识对象。

$$G(s)=\frac{Y_d(s)}{U(s)}=\frac{0.6s^2+0.6s+0.924}{s^4+4.2s^3+6.24s^2+3.752s+0.7056}e^{-\tau s} \tag{2.40}$$

假定该系统未知，为辨识其正向动力学模型采用图 2.4 所示的辨识结构。

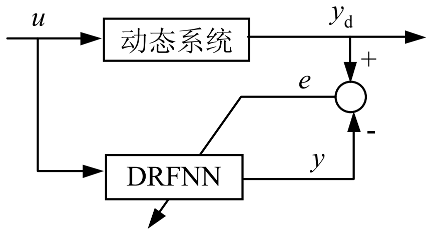
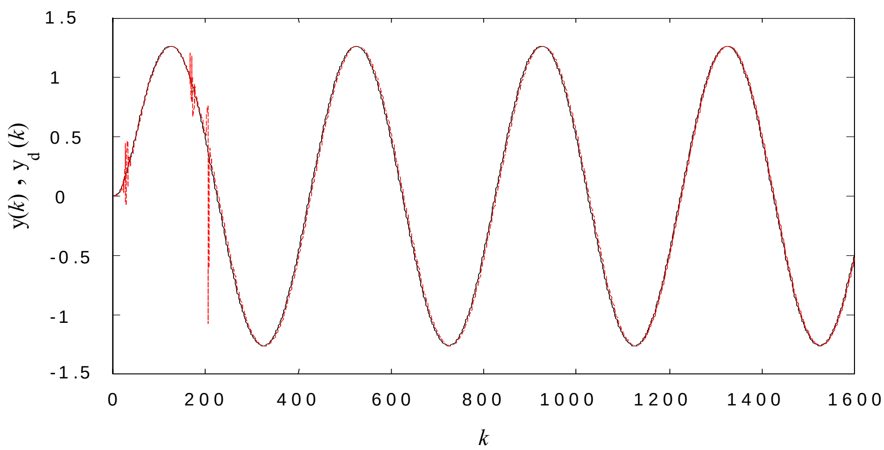
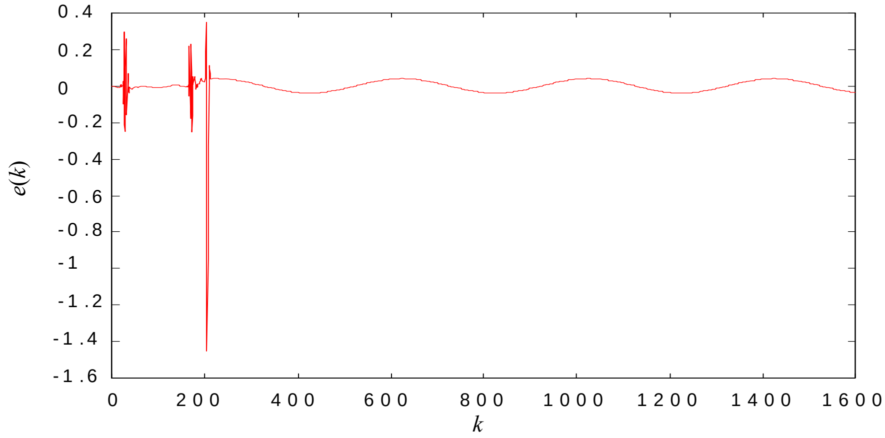


图 2.4 正向动力学模型辨识结构

仿真中，τ=0.2，μ=12，m_c=0.5，模糊分割数 m=3，在每一时刻用式(2.33)~ (2.36)完成 $\bar{y}^l$ 、w_{jl}^1 、$\bar{x}^l$ 和σ^l 的调整，在动态 BP 算法中，$\bar{y}^l$ 、$\bar{x}^l$ 和σ^l 的学习率η_y=η_x=η_σ=0.5，而 w_{jl}^1 的学习率η_w=1.5。图 2.5(a)和图 2.6(a)分别表示系统输入为 $u(k)$=sin(2πk/400)时，DRFNN 和 TFNN 两种辨识模型的输出（虚线）与系统的输出（实线），图 2.5(b)和图 2.6(b)分别表示 DRFNN 和 TFNN 两种辨识器的辨识误差。通过比较可以看出，DRFNN 辨识模型的输出很快就跟踪上了系统的输出，且一直保持这一跟踪状态，这与网络参数初值的恰当选择有关，TFNN 辨识器的辨识效果不如 DRFNN 辨识器，特别是在输入信号变化比较快的位置。图 2.7 和图 2.8 分别表示输入为方波信号时，DRFNN 和 TFNN 的辨识效果。图 2.5~图 2.8 表明，对动态系统的辨识，DRFNN 比 TFNN 具有更好的辨识效果，主要是因为 DRFNN 中，每一时刻的规则适应度不仅与由当前时刻输入计算出来的规则适用度有关，还与其过去的数值有关，反映了系统的动态过程，从而获得理想的效果。

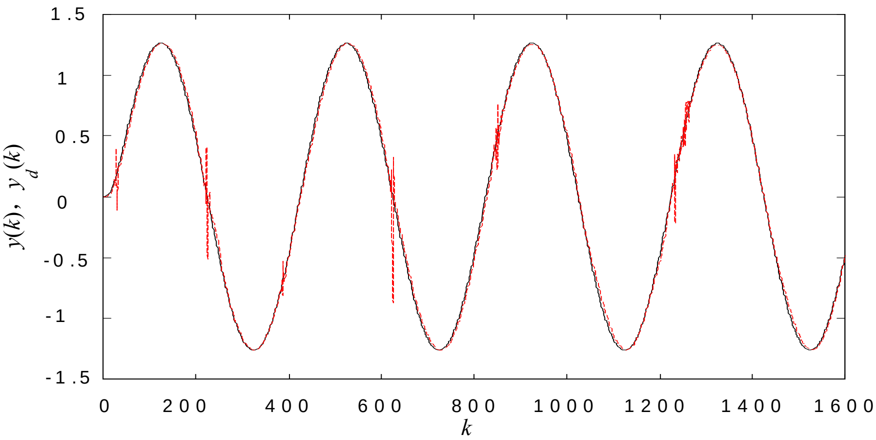


(a) 实线——被辨识系统输出 $y_d(k)$; 虚线——DRFNN 辨识器的输出 $y(k)$

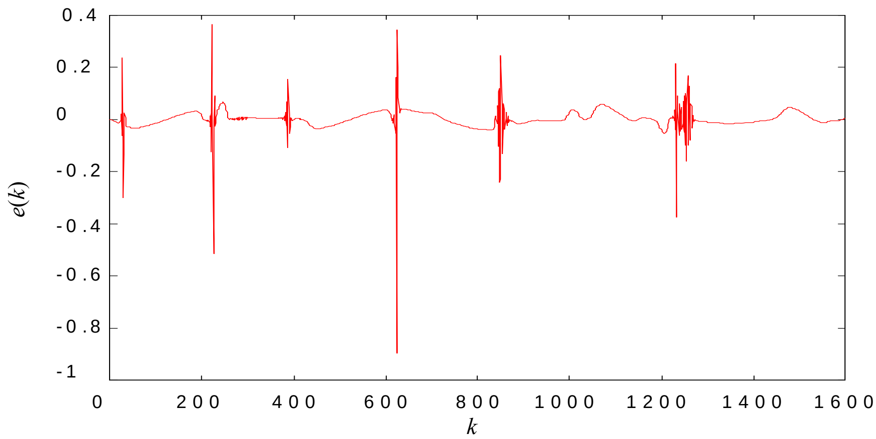


(b)　辨识误差 $e(k)=y_d(k)-y(k)$

图 2.5　输入为正弦波时，DRFNN 辨识器辨识效果

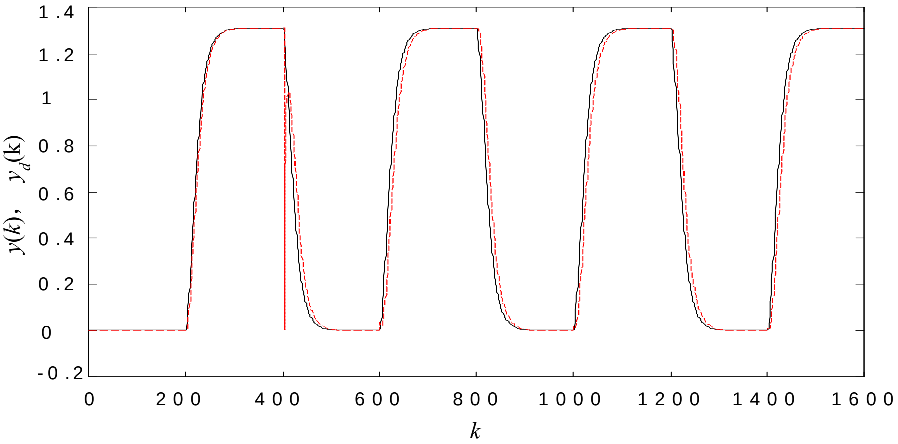


(a)　实线——被辨识系统输出 $y_d(k)$；虚线——TFNN 辨识器的输出 $y(k)$

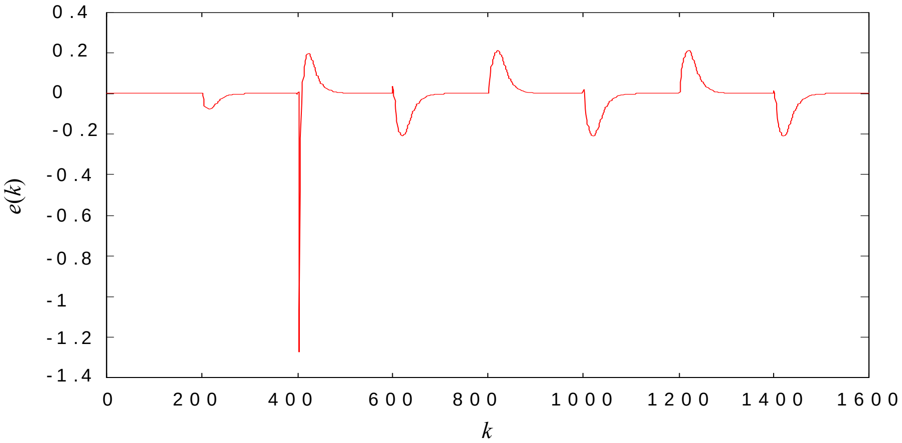


(b)　辨识误差 $e(k)=y_d(k)-y(k)$

图 2.6　输入为正弦波时，TFNN 辨识器辨识效果

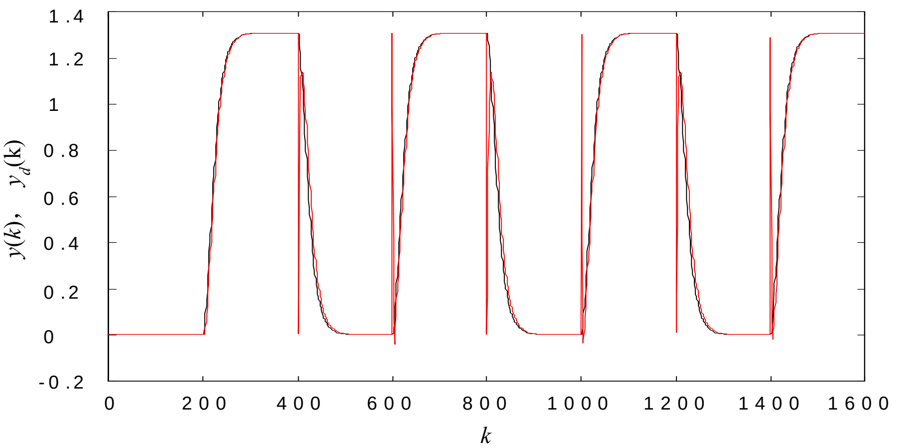


(a)　实线——被辨识系统输出 $y_d(k)$；虚线——DRFNN 辨识器输出 $y(k)$

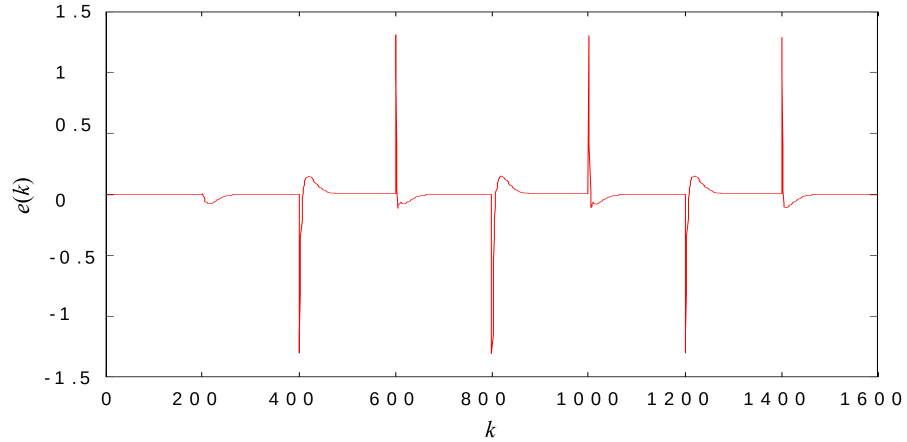


(b)　辨识误差 $e(k)=y_d(k)-y(k)$

图 2.7 输入为方波信号时，　DRFNN 辨识器辨识效果



(a) 实线——被辨识系统输出 $y_d(k)$；虚线——TFNN 辨识器输出 $y(k)$



(b)　辨识误差 $e(k)=y_d(k)-y(k)$

图 2.8 输入为方波信号时，TFNN 辨识器辨识效果

2.5 本章小结

本文在对传统模糊神经网络进行了详细的分析后，提出了 DRFNN 及其动态 BP 学习算法，并对其稳定性进行了分析，同时利用仿真手段对 TFNN 和 DRFNN 对动态系统的辨识能力进行了比较。结果表明：由于 DRFNN 的辩识过程同时利用了系统的当前和历史信息，从而在对动态系统的辨识中，比 TFNN 具有更高的辨识精度。

第三章 基于 DRFNN 辨识的增益自适应变结构控制

3.1 引言

Knohl 等[3]采用 RBF 神经网络辨识电液位置伺服系统的逆模型，以期对系统不确定性和非线性等给予有效补偿，但神经网络权值物理意义不明确，不易找到接近实际值的初值；同时，采用神经网络对整个系统建模，搜索空间大，辨识精度差，且收敛速度慢[168]。Zhao 等[44]用模糊系统根据系统状态和专家知识（规则库）综合系统的控制作用，充分利用了专家的经验和有关系统的知识，可使系统获得较好的效果，但缺乏学习功能，对时变系统没有自适应能力。因此，综合利用神经网络学习功能和模糊系统集成专家经验知识功能的自适应模糊神经网络将是电液伺服系统模型辨识的理想工具，但仅仅依赖自适应模糊系统和/或自适应神经网络对非线性动态系统的在线估计能力，完全抛开非线性动态系统已知规律部分的数学模型，并不能设计出优良品质的控制算法。相反，充分利用系统公称参数和工作点所确定的已知的系统公称线性模型，再利用自适应模糊神经网络对包括系统因工作点和工作环境的变化所引起的系统参数变化、未建模动态、系统非线性以及负载干扰等在内的未知动态特性部分进行在线估计，便能设计出更能适合被控对象的高性能控制算法，因为这样能使模糊神经网络的搜索空间缩小，提高模糊神经网络对电液伺服系统的辨识精度，相应地提高系统的控制精度。

变结构控制是目前对电液伺服系统进行鲁棒控制的主要方法之一，如 Bonchis[109]和 Fung[115]采用的滑模变结构控制算法可抑制系统的不确定性，但却要知道系统非线性、参数不确定性、未建模动态、负载干扰等的界，实际应用中为确保系统的鲁棒性，通常选取比较保守的变结构控制增益，从而使系统的颤振尤为严重。采用变结构控制所引起的颤振强度与系统不确定性的界以及由此确定的变结构校正控制项的增益有密切关系，因此对系统不确定性进行在线辨识以减小不确定性程度，相应地减小系统不确定性的界，同时对系统不确定性的界在线估计，并以此确定变结构校正控制项的增益，这将可以有效地减弱系统的颤振强度，

这便是本章要研究的增益自适应变结构控制(GAVSC)。

本章基于自适应 DRFNN 对电液伺服系统中由非线性、不确定参数、未建模动态、负载干扰等引起的系统未知规律部分的在线辨识，着重研究了增益自适应变结构控制对自适应 DRFNN 的辨识误差等引起的二次不确定性进行抑制的方法，并通过实验分析了电液伺服系统的鲁棒性和自适应 DRFNN 与自适应 TFNN 应用于依据对系统认知程度的不同而提出的三种变结构控制算法时系统的稳态性能等。3.2 节给出了电液伺服系统的数学描述，并对其非线性和不确定性等进行了分析。3.3 节着重研究了基于自适应 DRFNN 辨识的电液伺服系统增益自适应滑模变结构控制(GASMC)。3.4 节着重研究了集成了 GAVSC 的间接自适应动态递归模糊神经网络控制器(DRFNNC)。3.5 节着重研究了集成了 GAVSC 的直接自适应 DRFNNC。

3.2 电液伺服系统的动力学模型

本文研究的主要内容在于电液伺服系统的鲁棒控制理论和方法，因而本节着重分析和建立本文研究中所选择的实验系统的动力学模型。

3.2.1 实验系统组成

本文选择的实验系统如图 3.1 所示，其主要配置如下

1) 伺服阀

本实验系统的伺服阀采用北京机床研究所设计制造的 QDY-10 型四通滑阀，其力矩马达的额定电流为 80mA，阀在油源压力为 6.3MPa 下的空载流量为 125 L/min。

2) 伺服放大器

伺服放大器由北京机床研究所研制，且与 QDY-10 型伺服阀配套。控制电压 u 在−10 V ~ +10 V 之间变化时，其输出−80mA~ +80mA 的电流，以驱动伺服阀的力矩马达。

3) 液压缸

本实验系统液压缸的活塞直径为Φ63mm，活塞杆直径为Φ40mm，有效行程为 305mm。

4) 位置检测装置

本实验系统的位置检测装置为上海水平仪厂的 GZZ-1 型感应同步器和中国湖宾仪器总厂的 SF-13 型激磁和数显器。测量行程为 350mm，分辨率为 2μm。

4) 数据采集卡

数据采集卡是北京双诺测控技术有限公司生产的 AC1056 型产品。

5) 微处理器、操作系统和编程语言

计算机的 CPU 为 Celeron 1.7GHz；操作系统为 Windows 2000；先用 Matlab6.3 编写控制程序，然后用工具软件 Matcom 将其转换为 VC++6.0 源程序，以满足实验系统的实时性要求。

该系统动力机构的动力学模型与一般流体控制系统动力学模型一样，由电液伺服阀的流量方程、流量连续方程和动力机构的运动方程三部分组成。

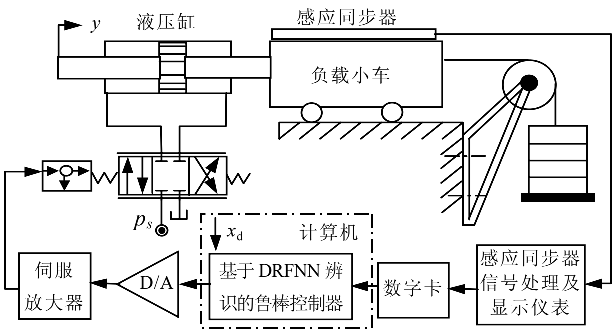


图 3.1 实验系统原理图

3.2.2 电液伺服阀的流量方程

节流窗口匹配且对称的理想零开口四通伺服阀的稳态负载流量方程为

$$Q_L = C_d w x_v \sqrt{\frac{1}{\rho}(p_s - p_L)} = K_x C_d w \sqrt{\frac{1}{\rho}(p_s - p_L)} u = g'(p_L) u \tag{3.1}$$

式中：C_d 为流量系数；w 为节流窗口面积梯度；p_s 为油源压力；p_L 为负载压力；ρ为油液密度；x_v 为伺服阀的阀芯位移，其与输入到伺服阀放大器的控制电压 u(控制量)之间呈线性关系，即 $x_v=K_x u$；$g'(p_L)$为伺服阀的流量增益函数，其定义为

$$g'(p_L) = K_x C_d w \sqrt{(p_s - p_L)/\rho} \tag{3.2}$$

3.2.3 阀控缸动力机构的流量连续方程

液压缸的流量连续方程

$$Q_L = C_{tc} p_L + A\frac{dy}{dt} + \frac{V_t}{4\beta_e}\frac{dp_L}{dt} \tag{3.3}$$

式中：C_{tc} 为总的泄漏系数，且 $C_{tc}=C_{ic}+C_{ec}/2$，C_{ic} 为液压缸的内部泄漏，C_{ec} 为液压缸的外部泄漏；A 为活塞有效作用面积；y 为负载小车位移；V_t 为液压缸两腔室总容积；β_e 为流体的等效体积弹性模数。

3.2.4 阀控缸动力机构的运动方程

液压缸和负载的力平衡方程为

$$p_L A = M\frac{d^2 y}{dt^2} + B_c\frac{dy}{dt} + K_L y + F_L \tag{3.4}$$

式中：M 为活塞和负载总质量；B_c 为活塞和负载的粘性阻尼系数；K_L 为负载刚度；F_L 为外负载力。

3.2.5 电液伺服系统的非线性和不确定性分析

1) 电液伺服阀流量方程的非线性

显然，式(3.1)表明伺服阀的负载流量 Q_L 与控制量 u 之间的增益是负载压力 p_L 的非线性函数 $g(p_L)$。

2) 流量增益的不确定性

阀的流量增益 $g(p_L)$与阀的结构形式及工况有关。如在零位区域，正开口阀的 $g(p_L)$值比零开口阀大一倍，但当阀芯位移超过零位区域时增益下降 50%，这就与零开口阀一样了。一个确定阀的 $g(p_L)$值在空载时最大，随着负载压降 p_L 的增加而降低。对于零开口阀，若按一般设计原则取最大负载压降为 $p_L = \frac{2}{3}p_s$，那么系统工作在最大负载工况时，阀的流量增益将下降到空载时的 57. 7%。另外，阀的流量增益 $g(p_L)$还与阀的机加工精度和装配精度等有关，而这些因素是难以获得精确的描述的，因此电液伺服系统的流量增益函数 $g(p_L)$不仅是非线性的，而且存在不确定性。

3) 流体的体积弹性模数β_e

影响流体体积弹性模数β_e的因素很多，且呈非线性关系，其中混入流体中的空气含量影响较大，它会使β_e降低，如图 3.2 所示。同时从图 3.2 可知，液压油的体积弹性模量与系统的压力之间的关系也是非线性的，而油液中空气含量和系统压力又有诸多不确定性。

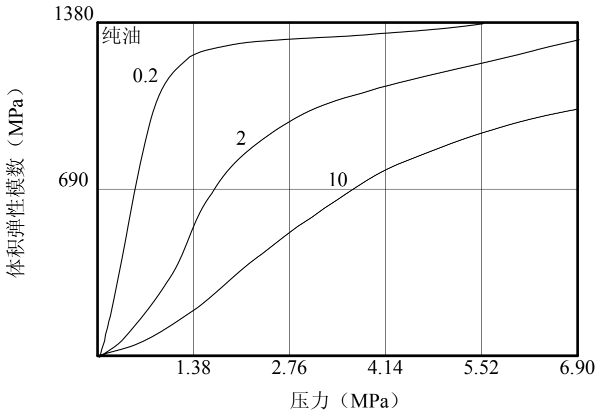


图 3.2 体积弹性模数与混入油液中的空气含量及工作压力的关系

4) 负载质量和管道中油液的附加质量

当伺服阀与液压缸之间的连接管道比较细长时，为了克服管道中液体的惯性力，阀需要提供附加的负载压降 $m_0 \dfrac{A}{a^2}\dfrac{d^2y}{dt^2}$，其中：$m_0$ 为管道中液体的总质量，a 为管道过流面积。相应地，液压缸和负载的力平衡方程中的质量应增加修正项 $m_0 \dfrac{A^2}{a^2}$，这一修正量仍是按集中参数来考虑的，工程实践中管道的复杂性使得这一修正项的值也难以精确确定。

5) 活塞和负载的粘性阻尼系数 B_c

活塞和负载的粘性阻尼系数 B_c 与油温、系统的运动状态和运动副之间的配合状态等因素有关，而这些因素同样具有很大的不确定性。

3.2.6 电液伺服系统的状态空间描述

取 $\boldsymbol{x}=[x_1\quad x_2\quad x_3]^{\mathrm{T}}=[y\quad \dot{y}\quad \ddot{y}]^{\mathrm{T}}$，综合式(3.1)、式(3.3)和式(3.4)，可得电液位置伺服系统的状态空间描述为：

$$\begin{cases}\dot{x}_1 = x_2\\ \dot{x}_2 = x_3\\ \dot{x}_3 = f(\boldsymbol{x}) + \dfrac{4\beta_e A}{MV_t}g'(p_L)u - \dfrac{4\beta_e C_{tc}}{MV_t}F_L - \dfrac{1}{M}\dfrac{dF_L}{dt}\end{cases} \tag{3.5}$$

式中：$f(\boldsymbol{x}) = -\dfrac{4\beta_e K_L K_{tc}}{MV_t}x_1 - \dfrac{4\beta_e A^2 + 4\beta_e B_c K_{tc} + K_L}{MV_t}x_2 - (\dfrac{4\beta_e K_{tc}}{V_t} + \dfrac{B_c}{M})x_3$，各参数均取公称值时，函数 $f(\boldsymbol{x})=f_0(\boldsymbol{x})$；各参数的变化及前述各种不确定性因素等所引起的 $f(\boldsymbol{x})$ 的变化定义为 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$。因此 $f(\boldsymbol{x})$ 可表示为

$$f(\boldsymbol{x})=f_0(\boldsymbol{x})+f_\Delta(\boldsymbol{x}) \tag{3.6}$$

令

$$g(p_L)=\frac{4\beta_e A}{MV_t}g'(p_L) \tag{3.7}$$

由方程(3.4)可知，外负载力 F_L 为零时，负载压力 p_L 是向量 $\boldsymbol{x}$ 的函数，因此 $g(p_L)$可表示为 $g(\boldsymbol{x})$，此即为输入增益函数。当系统负载压力 p_L 为额定工作压力时，$g(\boldsymbol{x})=g_0(\boldsymbol{x})$，负载压力 p_L 偏离工作点及其他不确定性因素引起的输入增益函数 $g(\boldsymbol{x})$ 的变化量定义为 $g_\Delta(\boldsymbol{x})$，则输入增益函数 $g(\boldsymbol{x})$可表示为

$$g(\boldsymbol{x})=g_0(\boldsymbol{x})+\ g_\Delta(\boldsymbol{x}) \tag{3.8}$$

另设

$$d(t)=-\frac{4\beta_e C_{tc}}{MV_t}F_L-\frac{1}{M}\frac{dF_L}{dt} \tag{3.9}$$

并将其称为负载干扰，则系统(3.5)化为

$$\begin{cases}\dot{x}_1=x_2\\ \dot{x}_2=x_3\\ \dot{x}_3=f_0(\boldsymbol{x})+f_\Delta(\boldsymbol{x})+[g_0(\boldsymbol{x})+g_\Delta(\boldsymbol{x})]u+d(t)\end{cases} \tag{3.10}$$

图 3.1 所示实验系统公称参数值如表 3.1。

表 3.1 实验系统公称参数值

参数	公称值	单位	参数	公称值	单位
p_s	6.3×10^6	N/m^2	A	1.8606×10^{-3}	m^2
K_qK_x	2.15×10^{-4}	m^3/A	M	51.05	Kg
β_e	7.0×10^8	Pa	Bc	60×9.8	N s/m
V_t	6.52815×10^{-4}	m^3	ρ	860	Kg/m^3
K_{tc}	2.58×10^{-12}	m^4 /kg	K_L	0	N/m

以上的分析为本文后续章节对电液伺服系统的鲁棒控制理论和方法的研究提供了基础。

3.3 基于 DRFNN 辨识的 GASMC

针对电液伺服系统(3.10)中的不确定性和非线性函数 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$和 $g_\Delta(\boldsymbol{x})$以及外负载干扰 $d(t)$等，本节将提出 GASMC，其基本特点是采用 DRFNN 对 GASMC 中的函数项 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$和 $g_\Delta(\boldsymbol{x})$进行在线辨识，而采用 GASMC 中的校正控制项对辨识误差

和负载干扰 $d(t)$进行补偿。

3.3.1 GASMC 的设计

设 y_{d} 为期望轨迹，并定义 $\boldsymbol{E}=[e,\dot{e},\cdots,e^{(n-1)}]^{\mathrm{T}}=[y_d-y,\dot{y}_d-\dot{y},\cdots,y_d^{(n-1)}-y^{(n-1)}]^{\mathrm{T}}$。则考虑了不确定性、非线性和负载干扰的系统(3.10)的误差动态方程为

$$\dot{\boldsymbol{E}}=\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}\{\boldsymbol{k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}+y_d^{(n)}-f_0-f_\Delta-(g_0+g_\Delta)u-d\} \tag{3.11}$$

式中：

$$\boldsymbol{\Lambda}=\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & -k_{n-2} & -k_{n-3} & \cdots & -k_2 & -k_1 \end{bmatrix}, \qquad \boldsymbol{B}=\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{k}=[k_n，k_{n\text{-}1}，\cdots，k_1]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{k}$ 的选取应保证 $s^{\mathrm{n}}+k_1 s^{\mathrm{n-1}}+\ldots+k_{\mathrm{n}}$ 为 Hurwitz 多项式。

由于反映电液伺服系统不确定性和非线性的函数 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$是状态向量 $\boldsymbol{x}$ 的函数，且系统状态向量的各分量之间是微分关系，而第二章提出的 DRFNN 具有动态递归特性，可将状态向量各分量之间的动态关系由网络内部节点的反馈去描述，所以采用如下仅以变量 x_1 作为输入的 DRFNN 对 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$进行在线估计。

$$z^l=\exp[-(\frac{x_1-\bar{x}_{f\Delta}^l}{\sigma_{f\Delta}^l})^2] \tag{3.12a}$$

$$s(l)=\sum_{j=1}^{m} w_{f\Delta,jl}^1\alpha_{c,j}(k)+z^l \tag{3.12b}$$

$$\alpha_{c,j}(k)=\alpha_j(k\text{-}1) \tag{3.12c}$$

$$\alpha_l(k)=f[s(l)]=\frac{1}{1+e^{-\mu[s(l)-0.5]}} \tag{3.12d}$$

$$\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\theta_{f\Delta})=\frac{\sum_{l=1}^{m}\bar{y}_{f\Delta}^l\alpha_l}{\sum_{l=1}^{m}\alpha_l} \tag{3.12e}$$

同理，采用如下以变量 x_1 作为输入的 DRFNN 对反映电液伺服系统不确定性和非线性的函数 $g_\Delta(\boldsymbol{x})$进行在线估计。

$$z^l=\exp[-(\frac{x_1-\bar{x}_{g\Delta}^l}{\sigma_{g\Delta}^l})^2] \tag{3.13a}$$

$$s(l)=\sum_{j=1}^{m} w_{g\Delta,jl}^{1}\alpha_{c,j}(k)+z^{l} \tag{3.13b}$$

$$\alpha_{c,j}(k)=\alpha_j(k\text{-}1) \tag{3.13c}$$

$$\alpha_l(k)=f[s(l)]=\frac{1}{1+e^{-\mu[s(l)-0.5]}} \tag{3.13d}$$

$$\hat{g}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})=\frac{\sum_{l=1}^{m}\bar{y}_{g\Delta}^{l}\alpha_l}{\sum_{l=1}^{m}\alpha_l} \tag{3.13e}$$

且设 $f_\Delta^*(\boldsymbol{x})=\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}^*)$ 和 $g_\Delta^*(\boldsymbol{x})=\hat{g}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}^*)$ 分别是函数 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$和 $g_\Delta(\boldsymbol{x})$的最佳逼近，并定义最小逼近误差

$$f_\Delta^*-f_\Delta=E_{f\Delta} \tag{3.14}$$

$$g_\Delta^*-g_\Delta=E_{g\Delta} \tag{3.15}$$

隶属函数中心 $\bar{\boldsymbol{x}}_\#=[\bar{x}_\#^1,\bar{x}_\#^2,\cdots,\bar{x}_\#^m]^{\mathrm{T}}$ 由系统状态 x_1 的变化范围及所取的模糊变量数 m 确定，设参数向量$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$和$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$分别为$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}^*$ 和 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}^*$ 的估计，且 $\boldsymbol{\theta}_\#$为隶属函数宽度 $\boldsymbol{\sigma}_\#=[\sigma_\#^1,\sigma_\#^2,\cdots,\sigma_\#^m]^{\mathrm{T}}$ 、隐层到输出层的连接权值 $\bar{\boldsymbol{y}}_\#=[\bar{y}_\#^1,\bar{y}_\#^2,\cdots\bar{y}_\#^m]^{\mathrm{T}}$ 、结构层权值 $\boldsymbol{w}_\#^1=\begin{bmatrix} w_{\#,11}^1 & w_{\#,12}^1 & \cdots & w_{\#,1m}^1 \\ w_{\#,21}^1 & w_{\#,22}^2 & \cdots & w_{\#,2m}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{\#,m1}^1 & w_{\#,m2}^1 & \cdots & w_{\#,mm}^1 \end{bmatrix}$等可调参数组成的 $2m+m^2$ 维向量，#表示 $f\Delta$或 $g\Delta$。将 $\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}^*)$ 和 $\hat{g}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}^*)$ 分别在$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$和$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$附近展成泰勒级数

$$\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})-\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}^*)=\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}[\frac{\partial\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}}]+\mathrm{O}(|\,\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}\,|^2) \tag{3.16}$$

$$\hat{g}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})-\hat{g}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}^*)=\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}[\frac{\partial\hat{g}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}]+\mathrm{O}(|\,\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}\,|^2) \tag{3.17}$$

式中：$\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}=\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}-\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}^*$，$\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}=\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}-\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}^*$，且$\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{f\Delta}=\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta}$，$\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{g\Delta}=\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta}$； $\mathrm{O}(|\,\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}\,|^2)$ 和 $\mathrm{O}(|\,\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}\,|^2)$ 为高次项，$\dfrac{\partial\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}}$各分量为

$$\frac{\partial\hat{f}_\Delta}{\partial y_{f\Delta}^{l}}=\frac{\alpha_l^{f\Delta}}{\sum_{l=1}^{M}\alpha_l^{f\Delta}} \tag{3.18}$$

$$\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \bar{x}^{l}_{f\Delta}}|_{k}=\frac{\bar{y}^{l}_{f\Delta}-\hat{f}_{\Delta}}{\sum_{i=1}^{M}\alpha_{i}^{f\Delta}}f^{'}(\bullet)\{\sum_{i=1}^{m}w^{1}_{f\Delta,il}\frac{\partial \alpha_{l}^{f\Delta}}{\partial \bar{x}^{i}_{f\Delta}}|_{k-1}+2\exp[-(\frac{x_1-\bar{x}^{l}_{f\Delta}}{\sigma^{l}_{f\Delta}})^{2}]\frac{x_1-\bar{x}^{l}_{f\Delta}}{(\sigma^{l}_{f\Delta})^{2}}\} \tag{3.19}$$

$$\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \sigma^{l}_{f\Delta}}|_{k}=\frac{\bar{y}^{l}_{f\Delta}-\hat{f}_{\Delta}}{\sum_{i=1}^{M}\alpha_{i}^{f\Delta}}f^{'}(\bullet)\{\sum_{i=1}^{m}w^{1}_{f\Delta,il}\frac{\partial \alpha_{l}^{f\Delta}}{\partial \sigma^{i}_{f\Delta}}|_{k-1}+2\exp[-(\frac{x_1-\bar{x}^{l}_{f\Delta}}{\sigma^{l}_{f\Delta}})^{2}]\frac{(x_1-\bar{x}^{l}_{f\Delta})^{2}}{(\sigma^{l}_{f\Delta})^{3}}\} \tag{3.20}$$

$$\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial w^{1}_{f\Delta,jl}}|_{k}=\frac{\bar{y}^{l}_{f\Delta}-\hat{f}_{\Delta}}{\sum_{i=1}^{m}\alpha_{i}^{f\Delta}}f^{'}(\bullet)(\sum_{i=1}^{m}w^{1}_{f\Delta,il}\frac{\partial \alpha_{i}^{f\Delta}}{\partial w^{1}_{f\Delta,jl}}|_{k-1}+\alpha_{j}^{f\Delta}) \tag{3.21}$$

式(16~20)中的所有 $f\Delta$ 换成 $g\Delta$，可得相应的 $\frac{\partial \hat{g}_{\Delta}(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})}{\partial \boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}$。因此有

$$\hat{f}_{\Delta}-f_{\Delta}=\hat{f}_{\Delta}-f^{*}_{\Delta}+f^{*}_{\Delta}-f_{\Delta}=\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}_{f\Delta}\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \theta_{f\Delta}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}{}^{2})+E_{f\Delta} \tag{3.22}$$

则

$$-f_{\Delta}=-\hat{f}_{\Delta}+\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}_{f\Delta}\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \theta_{f\Delta}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}{}^{2})+E_{f\Delta} \tag{3.23}$$

同理可得

$$-g_{\Delta}=-\hat{g}_{\Delta}+\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}_{g\Delta}\frac{\partial \hat{g}_{\Delta}}{\partial \theta_{g\Delta}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}{}^{2})+E_{g\Delta} \tag{3.24}$$

将式(3.23)和式(3.24)代入误差动态方程式(3.11)得

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{E}}=\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}\{\boldsymbol{k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}+y_{d}^{(n)}-f_{0}-\hat{f}_{\Delta}+\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}_{f\Delta}\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \theta_{f\Delta}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}{}^{2})+E_{f\Delta}-\\(g_{0}+\hat{g}_{\Delta})u+[\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}_{g\Delta}\frac{\partial \hat{g}_{\Delta}}{\partial \theta_{g\Delta}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}{}^{2})+E_{g\Delta}]u-d\}\end{aligned} \tag{3.25}$$

设

$$u^{'}=\boldsymbol{k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}+y_{d}^{(n)}-f_{0}-\hat{f}_{\Delta}-(g_{0}+\hat{g}_{\Delta})u \tag{3.26}$$

则误差动态系统(3.25)可化为

$$\dot{\boldsymbol{E}}=\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}\{u'+\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}_{f\Delta}\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \theta_{f\Delta}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}{}^{2})+E_{f\Delta}+[\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}_{g\Delta}\frac{\partial \hat{g}_{\Delta}}{\partial \theta_{g\Delta}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}{}^{2})+E_{g\Delta}]u-d\} \tag{3.27}$$

由于矩阵 $\boldsymbol{\Lambda}$ 和 $\boldsymbol{B}$ 已知，且通过 DRFNN 的辨识，式(3.26)中的有关量也已确定，故此时可以将误差动态系统(3.27)的公称系统认为是

$$\dot{\boldsymbol{E}}=\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}u^{'} \tag{3.28}$$

由 $\boldsymbol{k}$ 的取值原则知，$\boldsymbol{\Lambda}$ 稳定矩阵，则存在正定对称矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 使得 Lyapunov 方程

$$\boldsymbol{\Lambda}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{P\Lambda}=-\boldsymbol{Q} \tag{3.29}$$

有唯一正定对称解 $\boldsymbol{P}$，因此可以定义切换平面为[169]

$$\sigma = \boldsymbol{SE} \tag{3.30}$$

其中：$\boldsymbol{S}=\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}$，当 $\dot{\sigma}=0$ 时，由

$$\dot{\sigma} = \boldsymbol{S\Lambda E} + \boldsymbol{SB}u_{eq} = 0 \tag{3.31}$$

可解得公称系统(3.28)的等价控制量 u_{eq} 为

$$u_{eq} = -(\boldsymbol{SB})^{-1}\boldsymbol{S\Lambda E} \tag{3.32}$$

当 $u'=u_{eq}$ 时，由式(3.26)可得

$$u = u_c = \frac{\boldsymbol{k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E} + y_d^{(n)} - f_0 - \hat{f}_\Delta - u_{eq}}{g_0 + \hat{g}_\Delta} \tag{3.33}$$

$$h_{10} = \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{g\Delta}} u_c \tag{3.34}$$

$$h_{20} = o({\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}}^2) + E_{f\Delta} + [o({\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}}^2) + E_{g\Delta}]u_c - d \tag{3.35}$$

当 $u'\neq u_{eq}$ 时，设

$$u = u_c + \tilde{u} \tag{3.36}$$

此时，式(3.34)和式(3.35)变为

$$h_1' = \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \theta_{f\Delta}} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \theta_{g\Delta}} u_c + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \theta_{g\Delta}} \tilde{u} \tag{3.37}$$

$$h_2' = o({\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}}^2) + E_{f\Delta} + [o({\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}}^2) + E_{g\Delta}]u_c + [o({\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}}^2) + E_{g\Delta}]\tilde{u} - d \tag{3.38}$$

如将式(3.37)中的 $\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \theta_{g\Delta}} \tilde{u}$ 项和式(3.38)中的 $[o({\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}}^2) + E_{g\Delta}]\tilde{u}$ 项作为干扰看待，并且并入到式(3.35)干扰中的 d 内，此时:

$$d_t = d - [o({\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}}^2) + E_{g\Delta}]\tilde{u} - \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \theta_{g\Delta}} \tilde{u} \tag{3.39}$$

则

$$h_1 = h_{10} = \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \theta_{f\Delta}} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \theta_{g\Delta}} u_c \tag{3.40}$$

$$h_2 = o({\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}}^2) + E_{f\Delta} + [o({\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}}^2) + E_{g\Delta}]u_c - d_t \tag{3.41}$$

则式(3.27)化为

$$\dot{\boldsymbol{E}} = \boldsymbol{\Lambda E} + \boldsymbol{B}\{u' + h_1 + h_2\} \tag{3.42}$$

假设

i　$d_t \le d_0$

ii　$|E_{f\Delta}| \le w_f$，$|o({\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}}^2)| + w_{f\Delta} + d_0 \le \varepsilon_{fd}$

iii　$|E_{g\Delta}| \le w_g$，$|o({\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}}^2)| + w_{g\Delta} \le \varepsilon_g$

成立，则

$$|h_2|\le\varepsilon_{fd}+\varepsilon_g u_c=\boldsymbol{K_{vsc}}^*\boldsymbol{\varphi} \tag{3.43}$$

式中：

$$\boldsymbol{K_{vsc}}^*=[\varepsilon_{fd} \quad \varepsilon_g]^{\mathrm{T}} \tag{3.44}$$

$$\boldsymbol{\varphi}=[1 \quad |u_{\mathrm{c}}|] \tag{3.45}$$

由此，当系统存在干扰 h_1 和 h_2 时，为增强系统的鲁棒性，取控制量 u' 为

$$u'=u_{eq}-\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}\varphi sgn(\sigma)=-(\boldsymbol{SB})^{-1}\boldsymbol{S\Lambda E}-\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}\varphi sgn(\sigma) \tag{3.46}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}$ 为 $\boldsymbol{K}^*_{vsc}$ 的估计值，并设 $\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}=\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}-\boldsymbol{K}^*_{vsc}$，且满足 $\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$。

由式(3.26)得相应的实际控制量 u 为

$$u=\frac{\boldsymbol{k}^T\boldsymbol{E}+y_d^{(n)}-f_0-\hat{f}_\Delta+(\boldsymbol{SB})^{-1}\boldsymbol{S\Lambda E}+\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}\varphi sgn(\sigma)}{g_0+\hat{g}_\Delta} \tag{3.47}$$

上式表明，GASMC 适合于系统公称参数确定的函数 $f_0(\boldsymbol{x})$和 $g_0(\boldsymbol{x})$已知，但系统非线性、不确定性以及输入增益函数 $g(\boldsymbol{x})$的下界等未知的对象。

3.3.2 GASMC 的稳定性分析

定理 3.1　对于误差动态系统(3.11)，如控制量 u 为(3.47)，且 DRFNN 可调参数向量和变结构控制增益的自适应律为

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta}=-\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}\sigma\frac{\partial\hat{f}_\Delta}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} \tag{3.48}$$

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta}=-\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}\sigma\frac{\partial\hat{g}_\Delta}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}u_c \tag{3.49}$$

$$\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}\varphi|\sigma| \tag{3.50}$$

则误差动态系统(3.11)渐近稳定。

式中：$\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}>0$, $\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}>0$, $\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}>0$ 为自适应增益矩阵。

证明：取 Lyapunov 函数为

$$V=\frac{1}{2}\sigma^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{SB})^{-1}\sigma+\frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}+\frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}+\frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc} \tag{3.51}$$

则其对时间的微分为

$$\begin{aligned}\dot{V}&=\sigma^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{SB})^{-1}\dot{\sigma}+\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta}+\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta}+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\\&=\sigma^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{SB})^{-1}\boldsymbol{S}[\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}u'+\boldsymbol{B}h_1+\boldsymbol{B}h_2]+\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta}+\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta}+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\\&=\sigma^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{SB})^{-1}\boldsymbol{S\Lambda E}+\sigma^{\mathrm{T}}u'+\sigma^{\mathrm{T}}h_1+\sigma^{\mathrm{T}}h_2+\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta}+\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\Gamma_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta}+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\end{aligned} \tag{3.52}$$

将式(3.46)、式(3.40)以及自适应律式(3.48)、式(3.49)代入上式，并考虑由(3.30)确

定的σ为一标量，得

$$\dot{V}=-\sigma^T\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}\varphi sgn(\sigma)+\sigma^T h_2+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$$

由不等式(3.43)得

$$\begin{aligned}\dot{V}&\le-\sigma^T\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}\varphi sgn(\sigma)+\sigma^T\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}\varphi+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\\&\le-\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}\varphi|\sigma|+\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}\varphi|\sigma|+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\\&=-(\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}-\boldsymbol{K}_{vsc}^{*})\varphi|\sigma|+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\\&=-\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}(\varphi|\sigma|-\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc})\end{aligned}\tag{3.53}$$

代入自适应律式(3.50)得

$$\dot{V}\le 0\tag{3.54}$$

由 Lyapunov 稳定性理论可知$\lim\limits_{t\to\infty}\sigma=0$，由于切换平面是稳定的，则$\lim\limits_{t\to\infty}\boldsymbol{E}=0$，即误差动态系统(3.11)一致渐近稳定。

基于 DRFNN 辨识的 GASMC 算法框图如图 3.3 所示。

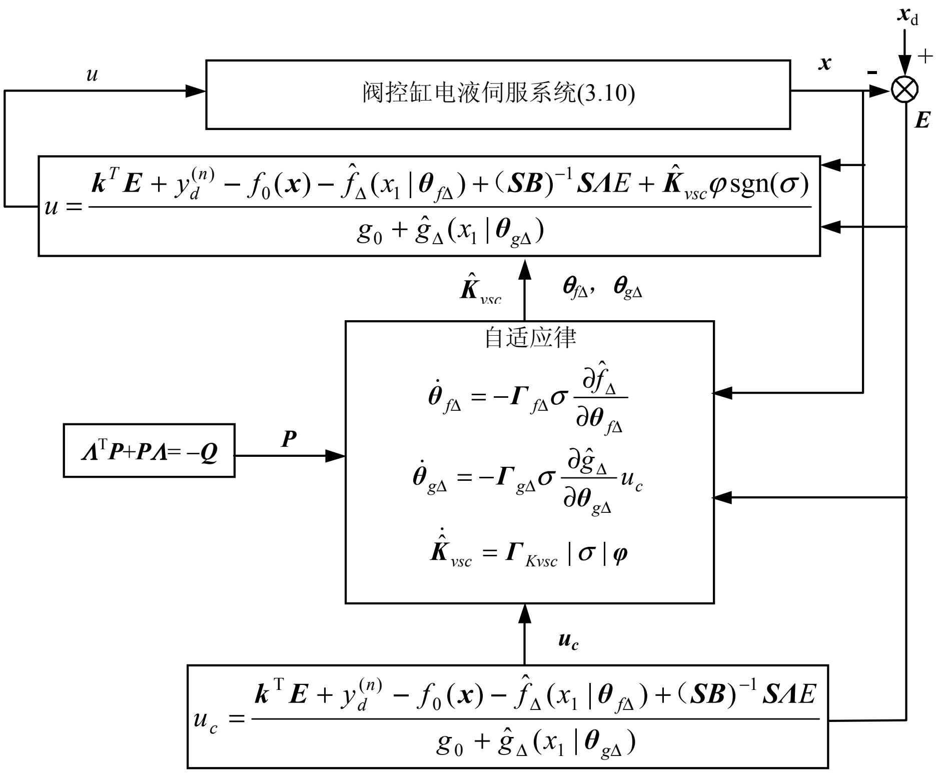


图 3.3 基于 DRFNN 辨识的 GASMC 算法框图

3.3.3 GASMC 参数的标量约束和向量投影混合算法

有必要用带投影算法的参数自适应律将$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$和$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$分别限制在约束集$\Omega_{f\Delta}$和$\Omega_{g\Delta}$

内[147]，但传统的投影算法以及综合了σ修正法与投影算法的广义投影算法[87]都可能出现被调参数$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$和$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$的范数小于指定的设计参数，而其分量超出合理范围的情况，故本文采用可调参数向量各分量视具体情况分别确定调整范围的投影算法。

由于 DRFNN 结构层权值的物理意义模糊，较难确定其合理范围，故用带投影算法的参数自适应律将$\boldsymbol{w}_{f\Delta}^{1}$和$\boldsymbol{w}_{g\Delta}^{1}$各元素组成的$m^2$维向量$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}$和$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}$分别限制在约束集 Ω_{wf} 和 Ω_{wg} 内，且$\theta_{f\Delta w1}^{(i)}=\theta_{f\Delta}^{(i+2m)}$，$\theta_{g\Delta w1}^{(i)}=\theta_{g\Delta}^{(i+2m)}$，$1\le i\le m^2$；为防止输入变量$x_1$的语言变量中心值的调整使各语言变量间产生混乱，在实验中x_1的中心值固定不变；其余被调整参数 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}$ 和 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}$ 物理意义明确，采用分别确定各被调参数调整范围并抑制参数漂移的修正算法，其中$\theta_{f\Delta\sigma y}^{(i)}=\theta_{f\Delta}^{(i)}$，$\theta_{g\Delta\sigma y}^{(i)}=\theta_{g\Delta}^{(i)}$，$1\le i\le 2m$。

对 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}$，考虑 $\Omega_{wf}=\{\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}:|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}|\le M_{wf}\}$

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta w1}=\begin{cases}-\gamma_{f\Delta}\dfrac{\partial\hat{f}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}}\sigma & \text{当}|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}|<M_{wf}\text{或}|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}|=M_{wf}\text{且}\dfrac{\partial\hat{f}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}}\sigma\ge 0\\ -\gamma_{f\Delta}\dfrac{\partial\hat{f}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}}\sigma+\gamma_{f\Delta}\dfrac{\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}}{|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}|M_{wf}}\dfrac{\partial\hat{f}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}}\sigma & \text{当}|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}|=M_{wf}\text{且}\dfrac{\partial\hat{f}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}}\sigma<0\end{cases}\tag{3.55}$$

式中：$\gamma_{f\Delta}$ 为 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}$ 的自适应率，且 $\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{ii}=\gamma_{f\Delta}$ ，$2m+1\le i\le 2m+m^2$。

对 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}$，考虑 $\Omega_{wg}=\{\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}:|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}|\le M_{wg}\}$

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta w1}=\begin{cases}-\gamma_{g\Delta}\sigma\dfrac{\partial\hat{g}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}}u_c & \text{当}|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}|<M_{wg}\text{或}|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}|=M_{wg}\text{且}\sigma\dfrac{\partial\hat{g}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}}u_c\ge 0\\ -\gamma_{g\Delta}\sigma\dfrac{\partial\hat{g}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}}u_c+\gamma_{g\Delta}\sigma\dfrac{\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}}{|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}|M_{wg}}\dfrac{\partial\hat{g}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}}u_c & \text{当}|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}|=M_{wg}\text{且}\sigma\dfrac{\partial\hat{g}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}}u_c<0\end{cases}\tag{3.56}$$

式中：$\gamma_{g\Delta}$ 为 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}$ 的自适应率，且 $\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{ii}=\gamma_{g\Delta}$ ，$2m+1\le i\le 2m+m^2$。

对 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}$，考虑 $\Omega_{f\Delta}=\{\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}:b_{f\Delta}^{i}-\delta_{f\Delta}^{i}\le\theta_{f\Delta\sigma y}^{i}\le c_{f\Delta}^{i}+\delta_{f\Delta}^{i}\}$，$1\le i\le 2m$，$b_{f\Delta}^{i}$、$c_{f\Delta}^{i}$ 分别为相应被调参数与下限和上限相距 $\delta_{f\Delta}^{i}$ 的值，$\delta_{f\Delta}^{i}$ 为设计参数。定义

$$\boldsymbol{\Psi}_{f\Delta}\equiv\sigma\frac{\partial\hat{f}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}}\tag{3.57}$$

$\psi_{f\Delta}^{i}$ 为 $\boldsymbol{\Psi}_{f\Delta}$ 的第 i 个分量，且定义

$$\overline{\psi}_{f\Delta}^{i}\equiv(1+\frac{c_{f\Delta}^{i}-\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}^{i}}{\delta_{f\Delta}^{i}})\psi_{f\Delta}^{i} \tag{3.58}$$

$$\breve{\psi}_{f\Delta}^{i}\equiv(1+\frac{\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}^{i}-b_{f\Delta}^{i}}{\delta_{f\Delta}^{i}})\psi_{f\Delta}^{i} \tag{3.59}$$

则抑制 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}$ 漂移的修正算法为

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta\sigma y}^{i}=\begin{cases}-\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{ii}\overline{\psi}_{f\Delta}^{i} & \text{当}\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}^{i}>c_{f\Delta}^{i}\text{且}\psi_{f\Delta}^{i}<0\\ -\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{ii}\breve{\psi}_{f\Delta}^{i} & \text{当}\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}^{i}<b_{f\Delta}^{i}\text{且}\psi_{f\Delta}^{i}>0\\ \\ -\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{ii}\psi_{f\Delta}^{i} & \text{其他}\end{cases} \tag{3.60}$$

式中：$\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{ii}$ 为 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}^{i}$ 的自适应率，$1\le i\le 2m$。

对 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}$，考虑 $\Omega_{g\Delta}=\{\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}:b_{g\Delta}^{i}-\delta_{g\Delta}^{i}\le\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}^{i}\le c_{g\Delta}^{i}+\delta_{g\Delta}^{i}\}$，$1\le i\le 2m$，$b_{g\Delta}^{i}$、$c_{g\Delta}^{i}$ 分别为相应被调参数与下限和上限相距 $\delta_{g\Delta}^{i}$ 的值，$\delta_{g\Delta}^{i}$ 为设计参数。定义

$$\boldsymbol{\Psi}_{g\Delta}\equiv\sigma\frac{\partial\hat{g}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}}u_{c} \tag{3.61}$$

$\psi_{g\Delta}^{i}$ 为 $\boldsymbol{\Psi}_{g\Delta}$ 的第 i 个分量，定义

$$\overline{\psi}_{g\Delta}^{i}\equiv(1+\frac{c_{g\Delta}^{i}-\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}^{i}}{\delta_{g\Delta}^{i}})\psi_{g\Delta}^{i} \tag{3.62}$$

$$\breve{\psi}_{g\Delta}^{i}\equiv(1+\frac{\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}^{i}-b_{g\Delta}^{i}}{\delta_{g\Delta}^{i}})\psi_{g\Delta}^{i} \tag{3.63}$$

则抑制 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}$ 漂移的修正算法为

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta\sigma y}^{i}=\begin{cases}-\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{ii}\overline{\psi}_{g\Delta}^{i} & \text{当}\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}^{i}>c_{g\Delta}^{i}\text{且}\psi_{g\Delta}^{i}<0\\ -\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{ii}\breve{\psi}_{g\Delta}^{i} & \text{当}\boldsymbol{\theta}_{g\Delta i\sigma y}<b_{g\Delta}^{i}\text{且}\psi_{g\Delta}^{i}>0\\ \\ -\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{ii}\psi_{g\Delta}^{i} & \text{其他}\end{cases} \tag{3.64}$$

式中，$\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{ii}$ 为 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta\sigma y}^{i}$ 的自适应率，$1\le i\le 2m$。

抑制 $\boldsymbol{K}_{vsc}$ 漂移的修正算法为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}\,|\,\sigma\,|\,\boldsymbol{\varphi}-\sigma_{Kvsc}\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc} \tag{3.65}$$

3.3.4 GASMC 的设计步骤

步骤 1. 确定出 k_1，…，k_n，使得 $h(s)=s^{n}+k_1 s^{n-1}+\cdots+k_n=0$ 的所有根均位于左半平面上。

步骤 2. 解 Lyapunov 方程式(3.29)，获得一个正定对称矩阵 $\boldsymbol{P}$，并以此计算 $\boldsymbol{S}=\boldsymbol{B}^{T}\boldsymbol{P}$，从而确定切换平面σ。

步骤 3. 根据实际约束条件确定出设计参数 M_{wf}，M_{wg}，$b_{\#}^{i}$、$c_{\#}^{i}$、$\delta_{\#}^{i}$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}_{\#}^{ii}$ 等设计参数。

步骤 4. 构造模糊逻辑系统 $\hat{f}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})$ 和 $\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})$的模糊规则库，并确定输入变量 x_1 的模糊变量数及隶属函数中心、参数向量$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$和$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$的初始值。

步骤 5. 把控制式(3.47)作用于控制对象式(3.11)，其中 $\hat{f}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})$ 和 $\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})$ 分别取式(3.12)和(3.13)。

步骤 6. 采用自适应律(3.55)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$中结构层权值 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}$，用自适应律(3.60)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$中其他参数，其中 $\dfrac{\partial\hat{f}_\Delta}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}}$ 的值由式(3.18)~(3.21)求取。

步骤 7. 采用自适应律 (3.56)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$中结构层权值 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}$。用自适应律(3.64)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$中其他参数，其中 $\dfrac{\partial\hat{g}_\Delta}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}$ 的值由式(3.18)~(3.21)中所有的 $f\Delta$ 换成 $g\Delta$ 后的式子求取。

步骤 8. 采用式(3.65)的自适应律调节参数 $\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}$。

3.3.5 GASMC 的实验结果分析

为验证本节的控制算法，对图 3.1 所示的电液位置伺服系统进行了实验研究。

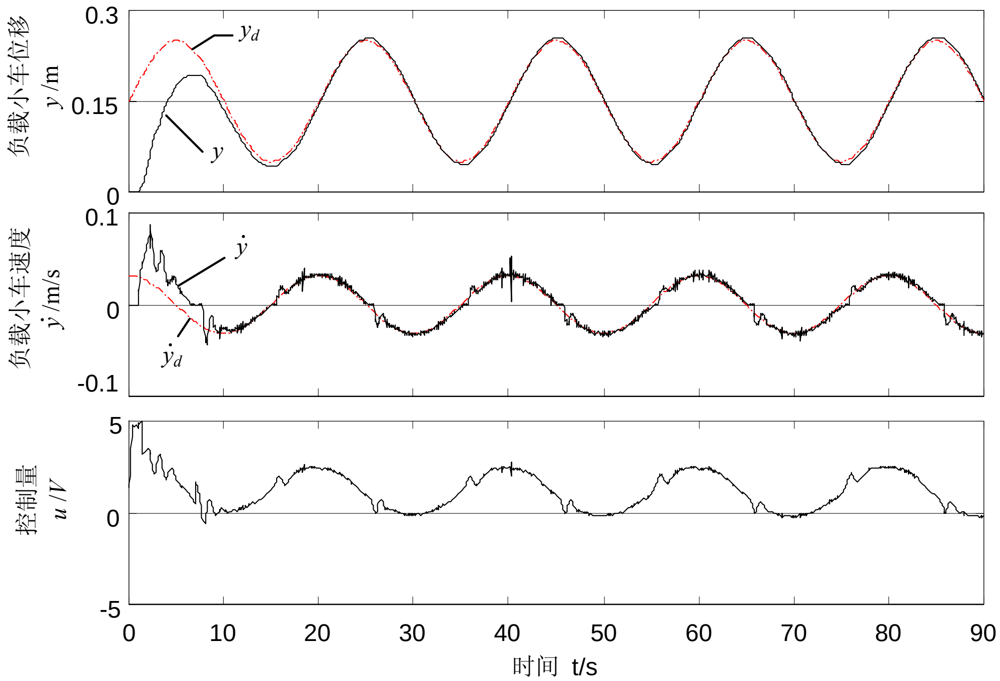
表 3.2 用于估计 DRFNN 参数σ和 $\bar{\boldsymbol{y}}_{\#}^{l}$ 的相关量

估计量	上限 $c_\#$	下限 $b_\#$	初始值	自适应率 $\boldsymbol{\Gamma}_{\#}^{ii}$	$\delta_\#$
$\boldsymbol{\sigma}_{f\Delta}^{j}$	0.1058	0.0522	0.079	0.01	0.02
$\boldsymbol{\sigma}_{g\Delta}^{j}$	0.1058	0.0522	0.079	0.05	0.02
$\bar{\boldsymbol{y}}_{f\Delta}^{l}$	10^5	-10^5	0	6×10^5	100
$\bar{\boldsymbol{y}}_{g\Delta}^{l}$	10^7	0	10^6	10^6	100

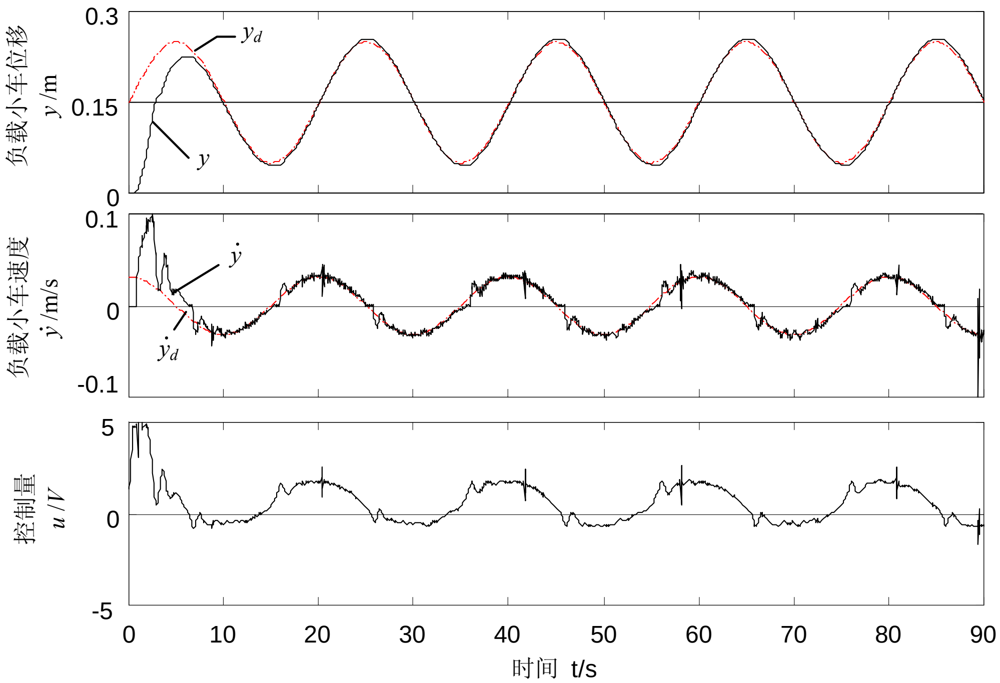
表中 $i=j=l=1,2,\ldots,m$；#为 $f\Delta$或 $g\Delta$。

经调试，用于估计 DRFNN 被调参数σ和 $\bar{\boldsymbol{y}}_{\#}^{l}$ 的相关量如表 3.2；m=5，μ=12，$\boldsymbol{k}=[200,50,6]^{\mathrm{T}}$，$Q=diag(100,100,100)$，在实验过程中，由于使用增量式同步感应器，为便于定位，取测试系统的零点为油缸的一个极限位置，但考虑阀控对称缸系统的对称性，一般取油缸的中点作为系统的原点，因此实验中将负载小车的实际位移值减去 150mm 后作为 DRFNN 的输入变量 x_1，其期望轨迹 $y_{\mathrm{d}}(t)$也作相应的处理，因此隶属函数中心值 $\bar{x}_1^{\#}(0)=[-0.2,-0.1,0,0.1,\ 0.2]$，$g_0(\boldsymbol{x})=1.1476\times10^6$，$f_0(\boldsymbol{x})=[0,-1.42\times10^5,-16.92]\boldsymbol{x}$，变结构控制增益相关参数为 $\sigma_{Kvsc}=100$，$\boldsymbol{K}_{vsc}(0)=[1.6\times10^4,10^4]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}=\mathrm{diag}(6\times10^4,6\times10^4)$；由图 2.2 可知，结构层权值均为零时，DRFNN 退化为传统模糊神经网络，故 $\boldsymbol{w}_{f\Delta}^{1}$ 和 $\boldsymbol{w}_{g\Delta}^{1}$ 各元素初值可设为零，M_{wf}=10，M_{wg}=5，$\gamma_{f\Delta}$=20，$\gamma_{g\Delta}$=10；$\boldsymbol{x}(0)=[0,0,0]^{\mathrm{T}}$，$y_{\mathrm{d}}(t)=150+100\sin(0.1\pi t)$mm 时，不同油源压力和外负载力下

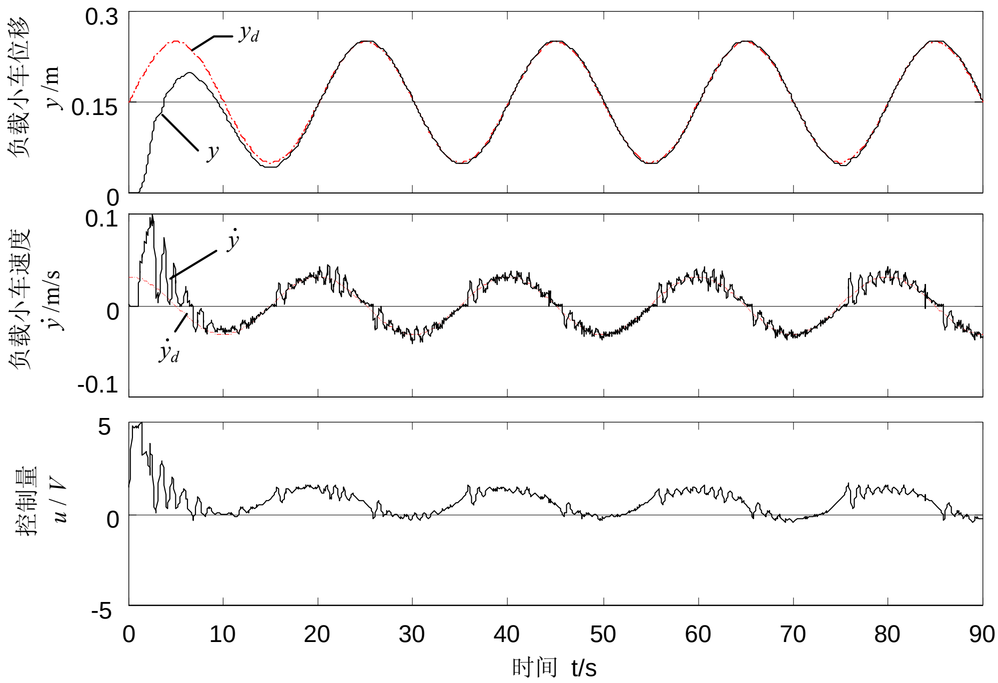
基于 DRFNN 辨识的 GASMC 的实验结果如图 3.4。为比较 DRFNN 与 TFNN 在控制系统中的应用效果，图 3.5 给出了基于 TFNN 辨识的 GASMC 算法的实验结果，图 3.6 给出了基于 DRFNN 辨识的常增益滑模变结构控制算法的实验结果。



(a)　p_s =10bar，　F=0N

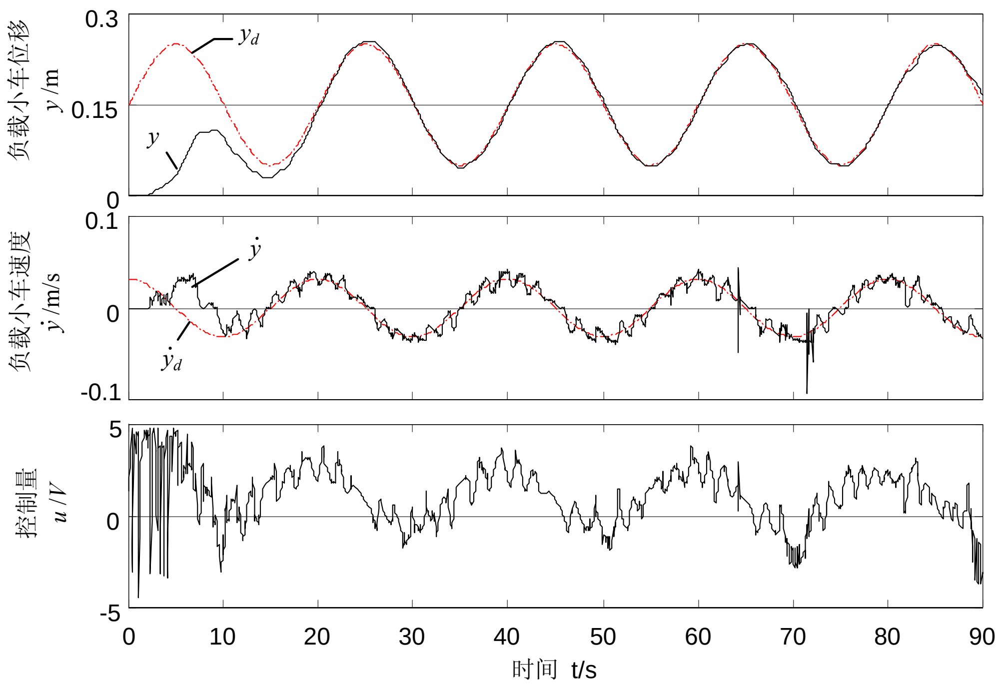


(b)　p_s =10ar，　F=50Kg



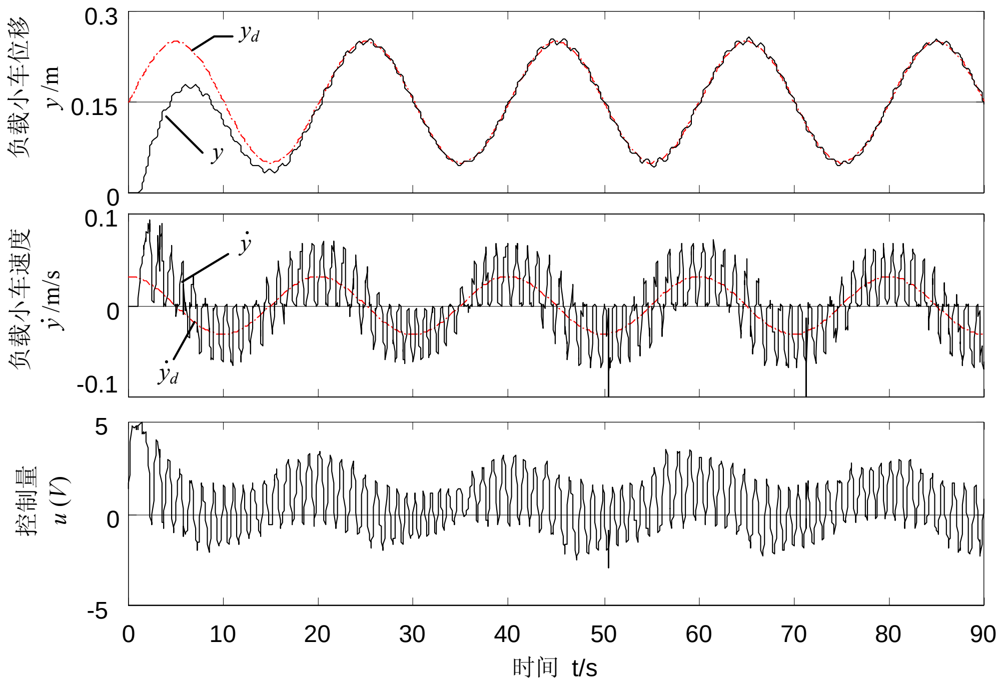
(c)　p_s =20ar，　F=0Kg

图 3.4 基于 DRFNN 辨识的 GASMC 控制的系统跟踪响应和控制量



p_s=10bar，　F=0N

图 3.5 基于 TFNN 辨识的 GASMC 控制的系统跟踪响应和控制量



p_s=10bar，　F=0N

图 3.6 基于 DRFNN 辨识的常增益 SMC 控制的系统跟踪响应和控制量

1) 系统鲁棒性分析

由图 3.4 可知，液压缸以 150mm 处为中心作正弦运动时，各控制量 u 并不对称于 0 V 线，这是本节基于 DRFNN 辨识的 GASMC 对伺服阀因制造装配造成的阀芯位置误差进行补偿的结果。

比较图 3.4a 和图 3.4b 可知，当系统存在负载力干扰时，虽然系统的跟随精度没有受到影响，但控制量的曲线整体下移，这是液压缸拉负载的行程中，需要更强的控制量 u 以克服外负载力，而液压缸推负载的行程中，因外负载力起推动作用而需要较弱的控制量 u，这充分说明本节基于 DRFNN 辨识的 GASMC 能有效地对外负载干扰力进行补偿。

比较图 3.4b 和图 3.4c 可知，油源压力增加时，系统控制量幅值相应减小，这是因为此时液压系统增益增加了，较小的控制量 u 也能获得相应的流量，但系统的跟踪精度却不受系统油源压力的变化的影响，进一步说明本节基于 DRFNN 辨识的 GASMC 自适应功能的有效性，使系统具有较强的鲁棒性。

2) 系统控制量的颤振及其对系统稳态误差的影响分析

图 3.4~图 3.6 都表明，系统控制量 u 即使在系统运行初期的颤振也不是很大，且在一个周期内趋于正常。主要原因为：（1）DRFNN 和 TFNN 仅辨识系统未知规律部分，搜索范围小，收敛快；（2）模糊神经网络权值的物理意义明确，其初

值比较接近实际值。

比较图 3.4 和图 3.5 可知，控制算法一致，而采用 DRFNN 辨识时，控制量的颤振幅值比采用 TFNN 辨识时小，这说明 DRFNN 的辨识精度高，从而二次不确定性变小，从而由此确定的滑模变结构控制量中校正控制项的增益小，相应地控制量的颤振幅值小。

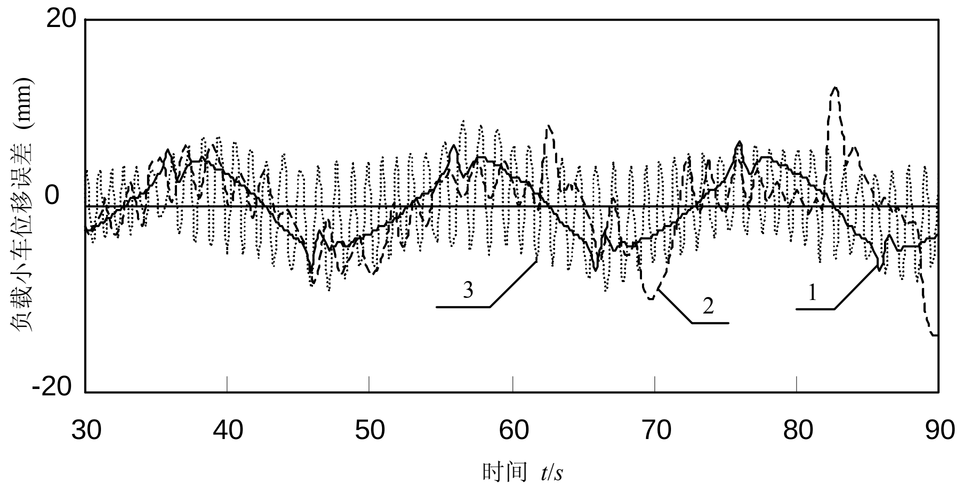
图 3.6 为变结构控制增益为常值时系统的跟踪响应与控制量关系图，比较图 3.4 和 3.6 可知，变结构增益为常数时，系统控制量 u 的颤振幅值基本保持不变。而变结构增益自适应调节时，系统经过一段时间的调节后，控制量 u 的颤振幅值便衰减到很小的程度，这说明了本文提出的 GASMC 能根据系统不确定性界的大小自动调节变结构控制增益，克服了传统变结构控制需知道系统不确定性的界以及为确保系统鲁棒性选取保守的变结构控制增益而增加实现难度的缺陷。

3) 系统稳态误差分析

为分析本文提出的 DRFNN 辨识方法和增益自适应滑模变结构控制对系统稳态误差的影响，不同辨识方法和控制算法的负载小车稳态位移误差(30 秒后)及其相应的分布如图 3.7~图 3.10 所示，稳态误差的统计特征参数如表 3.3。

图 3.7~图 3.10 和表 3.3 表明采用 DRFNN 辨识的系统，稳态精度比采用 TFNN 辨识的系统高；都采用 DRFNN 辨识时，增益自适应滑模变结构控制的系统的稳态精度也比采用常增益的滑模变结构控制的系统好。

上述结果充分说明本文提出的辨识工具 DRFNN 和 GAVSC 控制方法的优越性和有效性。



1—DRFNN 辨识，GASMC　　2—TFNN 辨识，GASMC　　3—DRFNN 辨识，常增益 SMC

图 3.7 采用不同辨识方法和控制算法的负载小车稳态位移误差

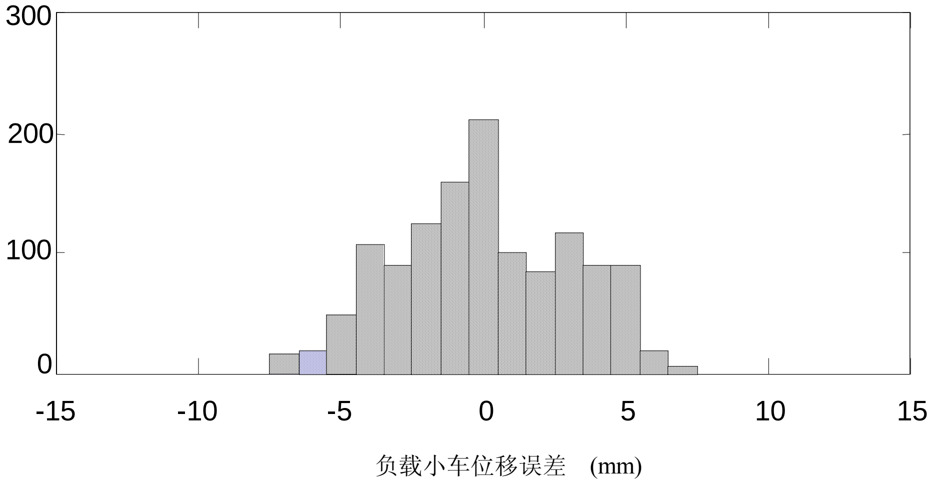


图 3.8 基于 DRFNN 辨识的 GASMC 的负载小车稳态位移误差分布

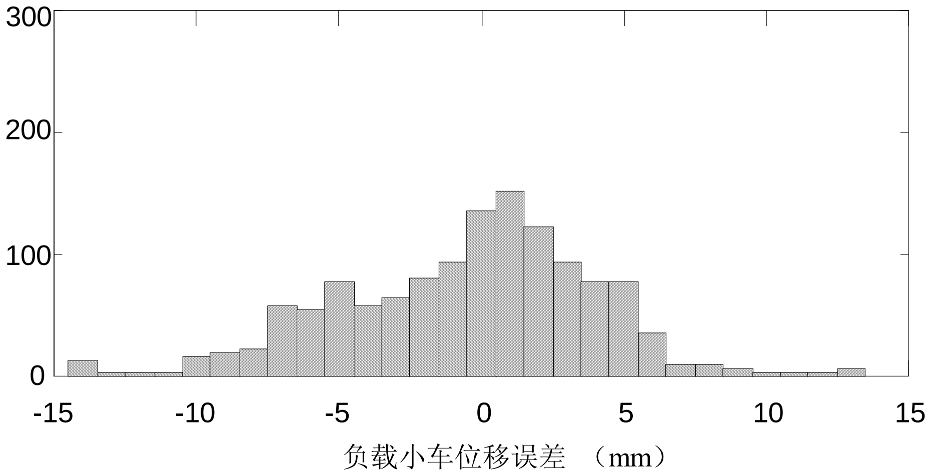


图 3.9　基于 TFNN 辨识的 GASMC 的系统稳态位移误差曲线分布

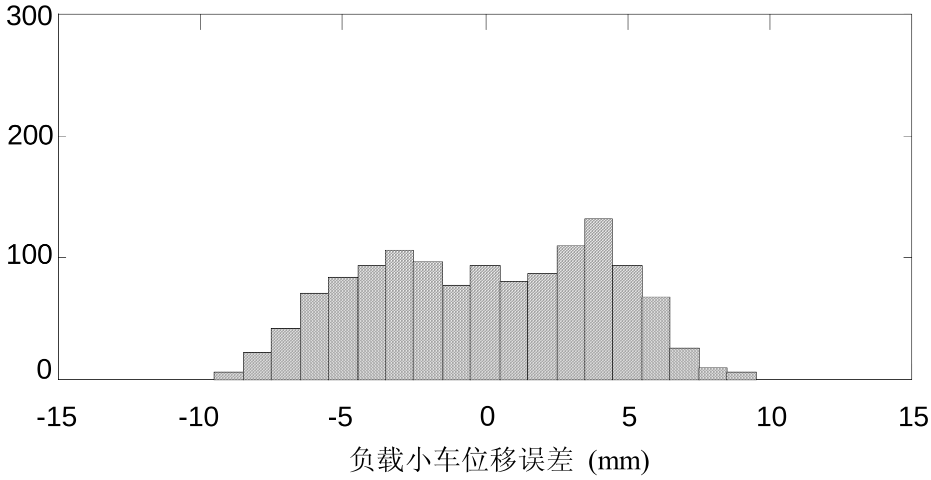


图 3.10　基于 DRFNN 辨识的常增益 SMC 的负载小车稳态位移误差分布

表 3.3 不同辨识方法和控制算法的负载小车稳态位移误差统计特性参数

控制算法	辨识方法	峰峰值 (mm)	均值μ_{ess} (mm)	标准差σ_{ess} (mm)
GASMC	DRFNN	14	-0.30319	3.4
GASMC	TFNN	27	-0.42691	4.5
常增益 SMC	DRFNN	18.6	-0.02797	4.1

3.4 间接自适应动态递归模糊神经网络控制器

本文提出的自适应 DRFNN 与 TFNN 一样，在自动控制中也大致有两种应用模式。一种是用于为被控对象建模，并作为控制器的一个参数，不直接计算控制量的大小，故称此类控制器为间接自适应 DRFNNC。另一种是用作系统的控制器，其直接输出控制量的大小，故称为此类控制器为直接自适应 DRFNNC；本节和下节将对集成了 GAVSC 的间接自适应 DRFNNC 和直接自适应 DRFNNC 的设计、稳定性和参数漂移的抑制等方面进行研究，并通过实验分别与间接自适应传统模糊神经网络控制器(TFNNC)和直接自适应 TFNNC 进行系统稳态性能的比较。

3.4.1 间接自适应 DRFNNC 的设计

针对动态系统(3.10)，间接自适应 DRFNNC 的控制任务仍然是求反馈控制 $u=u(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{\theta})$和调整参数向量$\boldsymbol{\theta}$的自适应律，使

$$\lim_{t\to\infty}\boldsymbol{E}(t)=\lim_{t\to\infty}(\boldsymbol{x}_d-\boldsymbol{x})=0$$

其中 $\boldsymbol{x}_d=[y_d,\dot{y}_d,\cdots,y_d^{(n-1)}]^T$,$y_{\rm d}$ 为期望轨迹。

设 $\boldsymbol{E}=[e,\dot{e},\cdots,e^{(n-1)}]^{\rm T}$ 和 $\boldsymbol{k}=[k_n,\cdots,k_1]^{\rm T}\in R^n$，分别用 DRFNN $\hat{f}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})$ 和 $\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})$ 逼近未知函数 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$和 $g_\Delta(\boldsymbol{x})$，如外负载力和 DRFNN 的逼近误差为零，则由反馈线性化可综合出控制量为

$$u_c=\frac{-f_0(\boldsymbol{x})-\hat{f}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})+y_d^{(n)}+\boldsymbol{k}^{\rm T}\boldsymbol{E}}{g_0+\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})} \tag{3.66}$$

$\boldsymbol{k}$ 的选取应保证 $s^{\rm n}+k_1 s^{n-1}+\cdots+k_n$ 为 Hurwitz 多项式，$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}(\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})$是可调的规则层与输出层间的连接权值 $\bar{y}_{f\Delta}^l(\bar{y}_{g\Delta}^l)$、输入变量高斯型隶属函数宽度 $\sigma_{f\Delta}^l(\sigma_{g\Delta}^l)$、输入变量高斯型隶属函数中心值 $\bar{x}_{f\Delta}^l(\bar{x}_{g\Delta}^l)$和结构层权值 $w_{f\Delta}^1(w_{g\Delta}^1)$等组成的 $2m+m^2$ 维向量。

为补偿神经网络逼近误差和负载干扰的影响，增强系统的鲁棒性，引入变结构控制项

$$u_s=-\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\rm T}\boldsymbol{\varphi}\,{\rm sgn}(\boldsymbol{E}^{\rm T}\boldsymbol{PB})/\beta \tag{3.67}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}$ 为 $\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}$ 的估计值，并设 $\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}=\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}-\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}$，且满足 $\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$，$\beta$为输入增益函数的下界。

则控制量为

$$u=u_{\mathrm{c}}+u_{\mathrm{s}} \tag{3.68}$$

式(3.66)、(3.67)和式(3.68)表明，间接自适应 DRFNNC 适合于输入增益函数的下界已知，其余特性与 GASMC 应用对象相同的对象。

3.4.2 间接自适应 DRFNNC 的稳定性分析

定理 3.2 考虑动态系统(3.10)，如控制量为(3.68)，且模糊神经网络的可调参数向量和变结构控制增益的自适应律为

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta}=-\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{\partial\hat{f}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} \tag{3.69}$$

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta}=-\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{\partial\hat{g}_{\Delta}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}u_{c} \tag{3.70}$$

$$\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}\,|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}|\,\boldsymbol{\varphi} \tag{3.71}$$

则动态系统(3.10)渐近稳定。

式中：$\Gamma_{f\Delta}>0$，$\Gamma_{g\Delta}>0$，$\Gamma_{Kvsc}>0$ 为自适应增益矩阵。

证明：由 $\dot{e}_{n}=y_{d}^{(n)}-\dot{x}_{n}$、控制分量式(3.66)和系统(3.10)可得误差动态方程

$$\dot{\boldsymbol{E}}=\boldsymbol{\varLambda E}+\boldsymbol{B}\{(\hat{f}_{\Delta}-f_{\Delta}{}^{*})+(f_{\Delta}{}^{*}-f_{\Delta})+[(\hat{g}_{\Delta}-g_{\Delta}{}^{*})+(g_{\Delta}{}^{*}-g_{\Delta})]u_{c}-(g_{0}+g_{\Delta})u_{s}\} \tag{3.72}$$

式中：$\boldsymbol{\varLambda}=\begin{bmatrix}0 & 1 & \cdots & 0\\ 0 & 0 & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & 1\\ -k_{n} & -k_{n-1} & \cdots & -k_{1}\end{bmatrix}$，$\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}0\\0\\\vdots\\0\\1\end{bmatrix}$，$f_{\Delta}{}^{*}$ 和 $g_{\Delta}{}^{*}$ 分别为 $f_{\Delta}(\boldsymbol{x})$ 和 $g_{\Delta}(\boldsymbol{x})$ 的最佳逼近。

由 $\boldsymbol{k}$ 的选取原则知$\varLambda$是稳定矩阵，则存在正定对称矩阵 P 满足 Lyapunov 方程

$$\varLambda^{\mathrm{T}}P+P\varLambda=-Q \tag{3.73}$$

设候选 Lyapunov 函数为

$$V=\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE}+\frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}+\frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}+\frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc} \tag{3.74}$$

式中：

$$\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta}-\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}^{*}\qquad \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta}-\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}^{*}\qquad \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}=\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}-\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}$$

且有

$$\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{f\Delta}=\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_{f\Delta}\qquad \dot{\boldsymbol{\Phi}}_{g\Delta}=\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_{g\Delta}\qquad \dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$$

考虑

$$\hat{f}_\Delta - f_\Delta^{\ *} = \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} + o(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\ 2})，\ | f_\Delta^{\ *} - f_\Delta | \le w_f，\ \varepsilon_{fd} = | o(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\ 2}) | + w_f$$

$$\hat{g}_\Delta - g_\Delta^{*} = \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}} \frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{g\Delta}} + o(\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\ 2})，\ | g_\Delta^{*} - g_\Delta | \le w_g，\ \varepsilon_g = | o(\boldsymbol{\Phi}_g^{\ 2}) | + w_g，$$

令 g=g_0+g_Δ，则 V 沿误差动态方程(3.72)的时间微分为

$$\begin{aligned}\dot{V} &= \frac{1}{2}\dot{\boldsymbol{E}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} + \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\dot{\boldsymbol{E}} + \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{f\Delta} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{g\Delta} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{-1}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc} \\ &\le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE} + \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}(\varepsilon_{fd} + \varepsilon_g |u_c| - g u_s) + \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} \\ &\quad + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}u_c) + \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\end{aligned} \tag{3.75}$$

设 K_{vsc}*=[ε_{fd}　ε_g]$^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\varphi}$=[1　$|u_c|$]$^{\mathrm{T}}$，并将自适应律(3.69)、(3.70)代入上式得

$$\dot{V} \le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE} + \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}[K_{vsc}^{*\ \mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi} - g u_s] + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc} \tag{3.76}$$

设 $g \ge \beta > 0$，并将变结构控制分量式(3.67)和自适应律式(3.71)代入上式得：

$$\dot{V} \le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE} \tag{3.77}$$

由 Lyapunov 稳定性理论可知，系统(3.10)一致渐进稳定，自适应 DRFNNC 控制的电液位置伺服系统如图 3.11 所示。

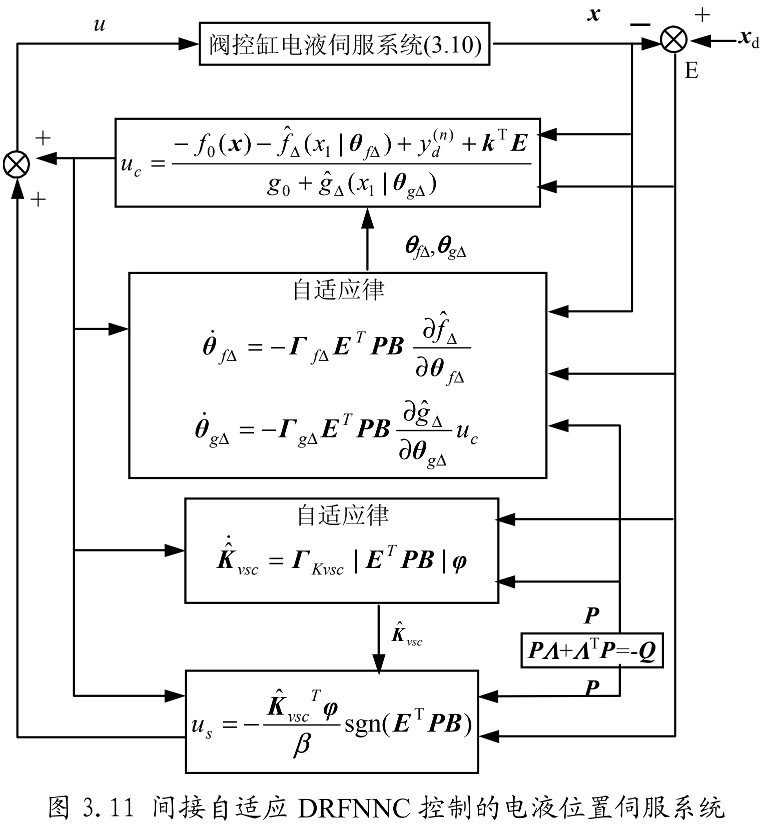


图 3. 11　间接自适应 DRFNNC 控制的电液位置伺服系统

3.4.3 间接自适应 DRFNNC 参数的标量约束和向量投影混合算法

该控制算法参数的标量约束和向量投影混合算法与 3.3.3 节中的基本一致，如将 3.3.2 节自适应律中的σ换成 $\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}$ 就是本节控制算法的自适应律，故只需将 3.3.3 节所有算式中的σ换成 $\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}$ 就是本节自适应律调整参数的约束和投影算法。

3.4.4 间接自适应 DRFNNC 的设计步骤

步骤 1. 确定出 k_1，…，k_n，使得 $s^n+k_1s^{n-1}+\cdots+k_n=0$ 的所有根均具有负实部；确定出 $n\times n$ 阶正定矩阵 $\boldsymbol{Q}$。

步骤 2. 解 Lyapunov 方程式(3.73)，获得一个正定对称矩阵 $\boldsymbol{P}$。

步骤 3. 根据实际约束条件确定设计参数 M_{wf}、M_{wg}、$b^i_{u_{ad}}$、$c^i_{u_{ad}}$、$\delta^i_{u_{ad}}$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}^{ii}_{u_{ad}}$ 等。

步骤 4. 构造模糊逻辑系统 $\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})$ 和 $\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})$的模糊规则库，确定输入变量 x_1 的模糊变量数、隶属函数中心和参数向量$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$与$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$的初始值。

步骤 5. 把控制式(3.68)作用于控制对象式(3.10)，其中 u_c 取式(3.66)，u_s 取式(3.67)，$\hat{f}_\Delta(x_1\,|\,\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})$ 和 $\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})$分别取式(3.12)和(3.13)。

步骤 6. 计算$\sigma=\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}$。

步骤 7. 采用自适应律(3.55)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$中结构层权值 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta w1}$，自适应律(3.60)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$中其他参数。

步骤 8. 采用自适应律(3.56)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$中结构层权值 $\boldsymbol{\theta}_{g\Delta w1}$。自适应律(3.64)调节参数$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$中其他参数。

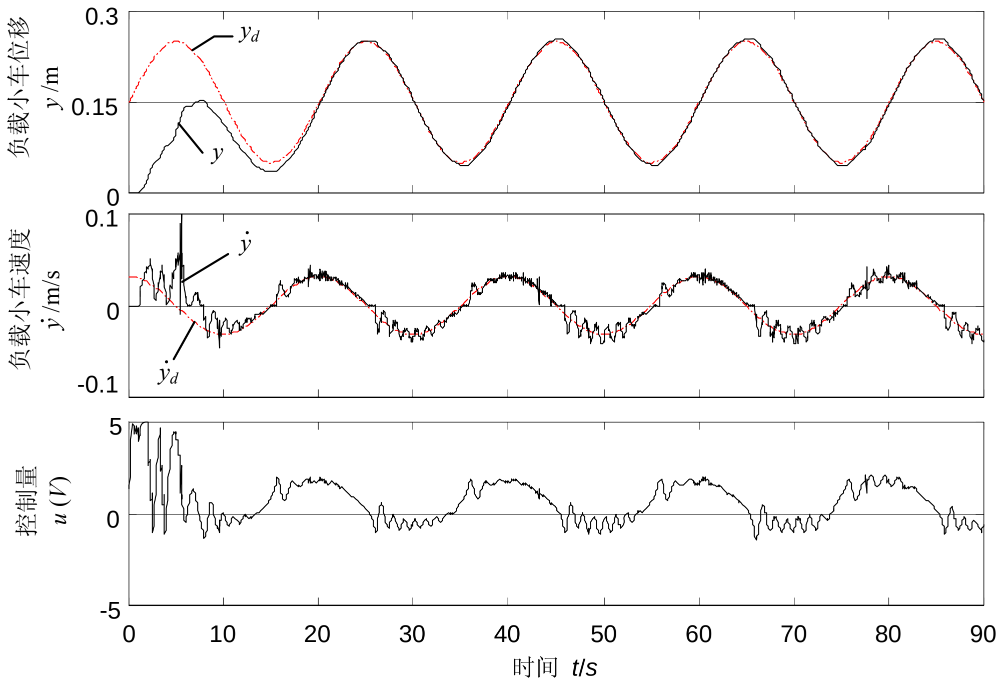
步骤 9. 采用自适应律(3.65)调节参数 $\hat{K}_{vsc}$。

3.4.5 间接自适应 DRFNNC 实验结果分析

同样针对图 3.1 所示的电液位置伺服系统对本节控制算法进行实验研究。间接自适应 DRFNNC 的参数β=1.1476×10^6，用于 DRFNN 参数估计的参数及其他控制参数与 3.3 节控制算法的相应实验参数相同。间接自适应 DRFNNC 控制的实验结果如图 3.12。图 3.13 为间接自适应 TFNNC 控制的实验结果。

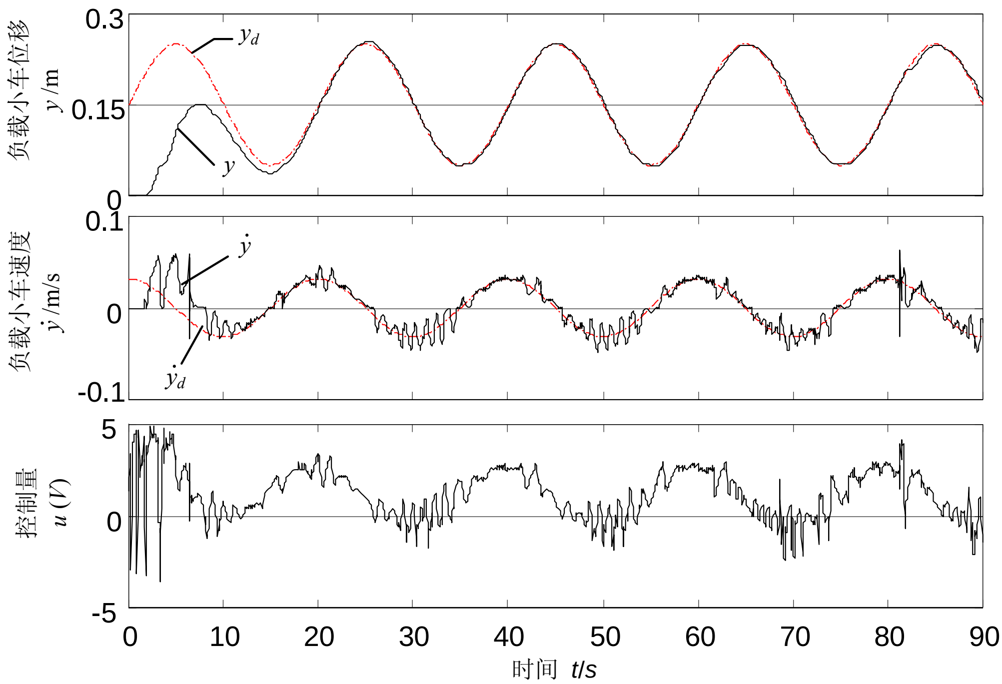
比较图 3.12 和图 3.13 中的控制量可知：间接自适应 DRFNNC 控制的系统的控制量颤振程度比间接自适应 TFNNC 控制的系统弱。

同时图 3.14~图 3.16 和表 3.4 中的曲线与数据表明：间接自适应 DRFNNC 控制的系统比间接 TFNNC 控制的系统具有更好的稳态性能。



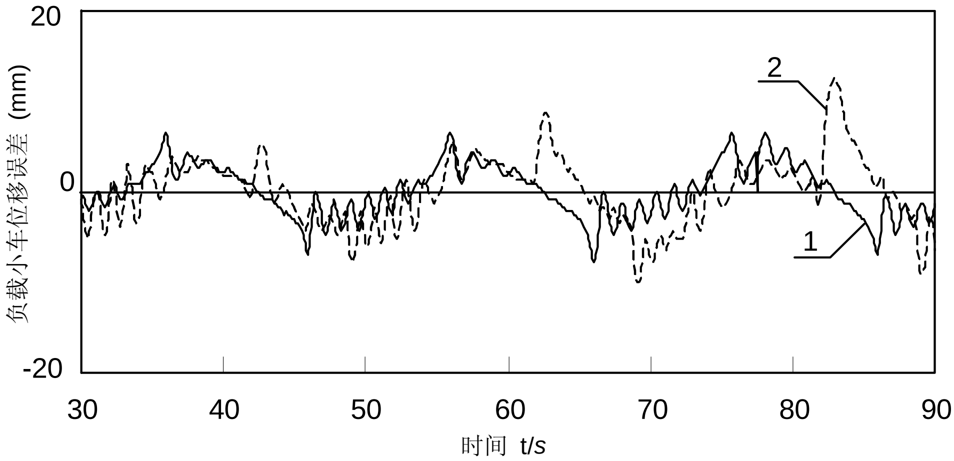
p_s=10　F=0 N

图 3.12 间接自适应 DRFNNC 控制的系统跟踪响应和相应的控制量



p_s=10　F=0 N

图 3.13　间接自适应 TFNNC 控制的系统跟踪响应和相应的控制量



1—基于 DRFNN 辨识　2—基于 TFNN 辨识

图 3.14 基于不同辨识方法的间接自适应控制算法的负载小车稳态位移误差

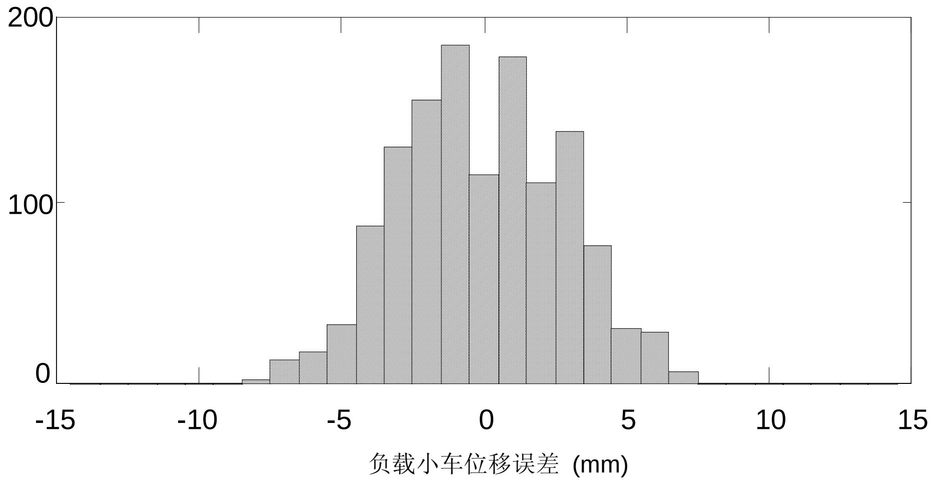


图 3.15 基于 DRFNN 辨识的间接自适应控制算法的负载小车稳态位移误差分布

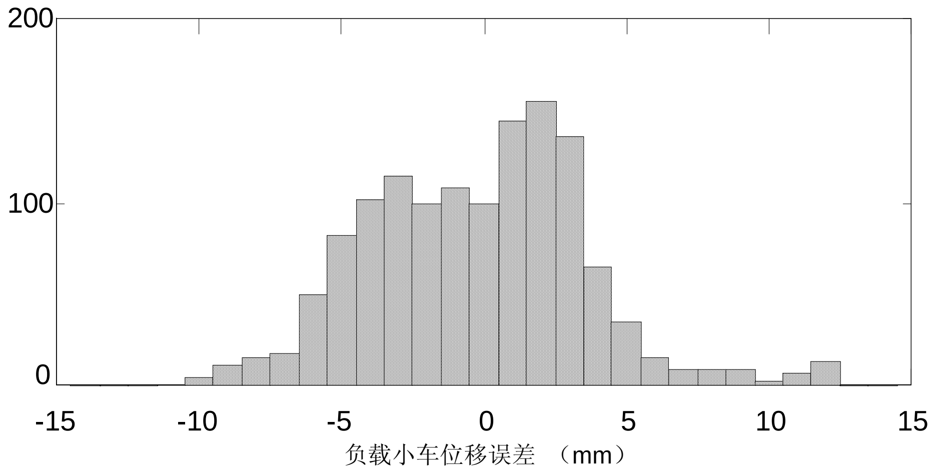


图 3.16 基于 TFNN 辨识的间接自适应控制算法的负载小车稳态位移误差分布

表 3.4 基于不同辨识方法的间接自适应控制算法的负载小车稳态位移误差统计特性参数

辨识方法	峰峰值 (mm)	均值μ_{ess} (mm)	标准差σ_{ess} (mm)
基于 DRFNN 辨识	14.6	-0.8699	2.9
基于 TFNN 辨识	22.6	-2.2608	3.8

3.5 直接自适应动态递归模糊神经网络控制器

3.5.1 直接自适应 DRFNNC 的设计

将电液伺服系统(3.10)拓展后得到 n 阶仿射非线性系统

$$\boldsymbol{x}^{(n)}=f(\boldsymbol{x})+g(\boldsymbol{x})u+d(t) \tag{3.78}$$

$\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_n]=[y,\dot{y},\cdots,y^{(n-1)}]^{\mathrm{T}}\in R^n$，控制目标是确定一个反馈控制律使非线性系统的输出跟踪期望轨迹 $\boldsymbol{x}_d$。

$$\boldsymbol{x}_d=[y_d,\dot{y}_d,\cdots,y_d^{(n-1)}]^{\mathrm{T}}\in R^n \tag{3.79}$$

定义 3.5.1　系统跟踪误差

$$\tilde{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_d=[\tilde{x}_1,\tilde{x}_2,\cdots,\tilde{x}_n]^{\mathrm{T}} \tag{3.80}$$

定义 3.5.2　滤波误差

$$e=[\boldsymbol{\lambda}^{\mathrm{T}},1]\tilde{\boldsymbol{x}} \tag{3.81}$$

假设 3.5.1　$\dfrac{d(t)}{g(x)}=d'\le d_0$

假设 3.5.2 系统期望状态 $\boldsymbol{x}_d$ 有界，即$\|\boldsymbol{x}_d\|\le M_{x_d}$。

假设 3.5.3 输入增益函数 $g(\boldsymbol{x})>0$，这对于电液伺服系统而言，$g(\boldsymbol{x})$代表了伺服阀的流量增益，该假设是完全满足的。

$\boldsymbol{\lambda}=[\lambda_1,\ \lambda_2,\dots,\ \lambda_{n-1}]^{\mathrm{T}}$的选择应保证 $s^{n-1}+\lambda_{n-1}s^{n-2}+\dots+\lambda_1$ 为 Hurwitz 多项式，从而保证当滤波误差 $e\to 0$ 时，系统的跟踪误差 $\tilde{\boldsymbol{x}}$ 指数收敛于 0。

由(3.78)~(3.81)可推得滤波误差 e 的动态特性为

$$\dot{e}=f(\boldsymbol{x})+g(\boldsymbol{x})u+v+d \tag{3.82}$$

式中：

$$v=-x_d^{(n)}+[\boldsymbol{\lambda}^{\mathrm{T}}\quad 0]\tilde{\boldsymbol{x}} \tag{3.83}$$

定理 3.3 如非线性函数 $f(\boldsymbol{x})$和 $g(\boldsymbol{x})$已知，且 $d(t)$=0，则反馈线性控制量

$$u^* = -\frac{1}{g(\boldsymbol{x})}[f(\boldsymbol{x})+v]-[k_s-\frac{\dot{g}(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}]e \tag{3.84}$$

使系统的输出 $\boldsymbol{x}$(t)跟踪期望轨迹 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{d}}(t)$。

式中：k_{s} 为大于 0 的设计参数。

证明：选择候选的 Lyapunov 函数

$$V_e = \frac{e^2}{2g(\boldsymbol{x})} \tag{3.85}$$

则其沿轨迹(3.82)的时间微分为

$$\dot{V}_e = \frac{1}{g(\boldsymbol{x})}e[f(\boldsymbol{x})+g(\boldsymbol{x})u+v]-\frac{\dot{g}(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}e^2 \tag{3.86}$$

将控制量式(3.84)代入上式得：

$$\dot{V}_e = -k_s e^2 \le 0 \tag{3.87}$$

依据 Lyapunov 稳定性理论可知，控制量 u^*可使 $V_e \to 0$，由于输入增益函数 g($\boldsymbol{x}$) >0，这意味着 $e \to 0$，再由$\boldsymbol{\lambda}$的确定原则知$\lim\limits_{t\to\infty}|\tilde{x}|\to 0$。

证毕。

经整理，(3.84)式可化为

$$u^* = -k_s e + u_{ad}^* \tag{3.88}$$

式中：

$$u_{ad}^* = -\frac{f(\boldsymbol{x})+v}{g(\boldsymbol{x})}+\frac{\dot{g}(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}e \tag{3.89}$$

显然，控制分量u_{ad}^*需要 $f(\boldsymbol{x})$和 $g(\boldsymbol{x})$的准确值，然而实际的工程系统，$f(\boldsymbol{x})$和 $g(\boldsymbol{x})$的准确值是难以知道的，因此考虑采用一个 DRFNN 在线重构u_{ad}^*。当$\boldsymbol{\lambda}$确定后，由式(3.80)、式(3.81)和式(3.89)可知，实际上u_{ad}^*是期望轨迹 $\boldsymbol{x}_d$ 和系统状态 $\boldsymbol{x}$ 的函数，而 $\boldsymbol{x}_d$ 和 $\boldsymbol{x}$ 的各个分量之间具有明显的动态联系，因此在用 DRFNN 在线重构u_{ad}^*时，分别使用 $\boldsymbol{x}_d$ 和 $\boldsymbol{x}$ 中各自的第一个分量作为 DRFNN 的输入，即

$$z^l = \exp[-(\frac{x_1-\bar{x}_{uad}^{i_1}}{\sigma_{uad}^{i_1}})^2]\exp[-(\frac{x_{d1}-\bar{x}_{uad}^{i_2}}{\sigma_{uad}^{i_2}})^2] \tag{3.90a}$$

$$s(l) = \sum_{j=1}^{m} w_{uad,\ jl}^1 \alpha_{c,j}(k)+z^l \tag{3.90b}$$

$$\alpha_{c,j}(k)=\alpha_j(k\text{-}1) \tag{3.90c}$$

$$\alpha_l(k)=f[s(l)]=\frac{1}{1+e^{-\mu[s(l)-0.5]}} \tag{3.90d}$$

$$\hat{u}_{ad}(x_1,x_{d1}\,|\,\theta_{uad})=\frac{\sum_{l=1}^{m}\bar{y}_{uad}^{l}\alpha_l}{\sum_{l=1}^{m}\alpha_l} \tag{3.90e}$$

式中：$1\le i_1\le m_1$，$1\le i_2\le m_2$；m_1 和 m_2 分别为 DRFNN 输入变量 x_1 和 x_{d1} 的模糊集合数。因此，取控制量为

$$u=-k_s e+\hat{u}_{ad}+u_s \tag{3.91}$$

式中：$\hat{u}_{ad}$ 为 DRFNN 对 u_{ad}^{*} 的估计值，u_s 是用来对自适应 DRFNN 的估计误差和负载干扰 $d(t)$等进行补偿的变结构控制项，并定义为

$$u_s=-\hat{K}_{vsc}\,\mathrm{sgn}(e) \tag{3.92}$$

式中：$\hat{K}_{vsc}$ 为自适应 DRFNN 估计误差和负载干扰 $d(t)$等的界 K_{vsc}*的估计值，并定义 $\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}=\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}-\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}$。

式(3.91)和(3.92)表明，直接自适应 DRFNNC 适用于具有相关的系统控制规则，但系统模型 $f(\boldsymbol{x})$和 $g(\boldsymbol{x})$完全未知的对象。

3.5.2 直接自适应 DRFNNC 的稳定性分析

定理 3.4　针对误差动态系统(3.82)，如控制量 u 为(3.91)，且模糊神经网络可调参数向量和变结构控制增益的自适应律为

$$\dot{\theta}_{u_{ad}}=-\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}}e \tag{3.93}$$

$$\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\frac{1}{\gamma}|e| \tag{3.94}$$

则动态系统(3.82)渐近稳定。

式中：$\boldsymbol{\Gamma}^{ii}{}_{u_{ad}}>0$ 为自适应增益矩阵，γ为大于 0 的常数，$1\le i\le m$，m 为总规则数，且 $m=m_1\times m_2$。

证明：将控制量(3.91)作用到误差动态方程(3.82)得

$$\dot{e}=f(\boldsymbol{x})+v+g(\boldsymbol{x})[-k_s e+\hat{u}_{ad}+u_s]+d \tag{3.95}$$

在上述方程的右边加 $g(\boldsymbol{x})u_{ad}^{*}$ 和减 $g(\boldsymbol{x})u_{ad}^{*}$，并利用(3.89)可将上述方程化为

$$\dot{e}=g(\boldsymbol{x})\{-[k_s-\frac{\dot{g}(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}]e+\hat{u}_{ad}+u_s-u_{ad}^{*}\}+d \tag{3.96}$$

取候选 Lyapunov 函数为

$$V=\frac{1}{2}[\frac{e^2}{g(\boldsymbol{x})}+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}+\gamma\widetilde{K}_{vsc}^{2}] \tag{3.97}$$

式中：$\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}=\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}-\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}^{*}$，且有$\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}=\dot{\boldsymbol{\theta}}_{u_{ad}}$。

则其对时间的微分为

$$\begin{aligned}\dot{V}&=\frac{1}{g(\boldsymbol{x})}e\dot{e}-\frac{\dot{g}(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}e^2+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\Gamma_{u_{ad}}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\widetilde{K}_{vsc}\dot{\widetilde{K}}_{vsc}\\&=-[k_s-\frac{\dot{g}(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}]e^2+(\hat{u}_{ad}-u_{ad}^{*})e+d'e+u_se-\frac{\dot{g}(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}e^2+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\Gamma_{u_{ad}}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\widetilde{K}_{vsc}\dot{\widetilde{K}}_{vsc}\\&=-k_se^2+(\hat{u}_{ad}-\hat{u}_{ad}^{*}+\hat{u}_{ad}^{*}-u_{ad}^{*})e+d'e+u_se+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\Gamma_{u_{ad}}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\widetilde{K}_{vsc}\dot{\widetilde{K}}_{vsc}\end{aligned} \tag{3.98}$$

考虑

$$\hat{u}_{ad}-\hat{u}_{ad}^{*}=\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{uad}}+o(\boldsymbol{\Phi}^2) \tag{3.99}$$

$$\hat{u}_{ad}^{*}-u_{ad}^{*}=w_{u_{ad}} \tag{3.100}$$

式中：$\hat{u}_{ad}^{*}$为u_{ad}^{*}的最佳估计。$\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{uad}}$各分量的计算如下

$$\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial y_{uad}^{l}}=\frac{\alpha_l^{uad}}{\sum_{l=1}^{m}\alpha_l^{uad}} \tag{3.101}$$

$$\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial\bar{x}_{ij}}|_k=\frac{\bar{y}_{uad}^{l}-\hat{u}_{ad}}{\sum_{p=1}^{m}\alpha_p^{uad}}f'(\bullet)[\sum_{q=1}^{m}w_{uad,ql}^{1}\frac{\partial\alpha_q^{uad}}{\partial\bar{x}_{ij}}|_{k-1}+2z^l\frac{x_i-\bar{x}_{ij}}{\sigma_{ij}^{2}}] \tag{3.102}$$

$$\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial\sigma_{ij}}|_k=\frac{\bar{y}_{uad}^{l}-\hat{u}_{ad}}{\sum_{p=1}^{m}\alpha_p^{uad}}f'(\bullet)[\sum_{q=1}^{m}w_{uad,ql}^{1}\frac{\partial\alpha_q^{uad}}{\partial\sigma_{ij}}|_{k-1}+2z^l\frac{(x_i-\bar{x}_{ij})^2}{\sigma_{ij}^{3}}] \tag{3.103}$$

$$\frac{\partial u_{ad}}{\partial w_{ad,ql}^{1}}|_k=\frac{\bar{y}_{ad}^{l}-\hat{u}_{ad}}{\sum_{p=1}^{m}\alpha_p^{uad}}f'(\bullet)[\sum_{q=1}^{m}w_{uad,ql}^{1}\frac{\partial\alpha_q^{uad}}{\partial w_{uad,ql}^{1}}|_{k-1}+\alpha_q^{uad}(k-1)] \tag{3.104}$$

式中：i=1 时，$1\le j\le m_1$；i=2 时，$1\le j\le m_2$。

设$|o(\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^2)+w_{u_{ad}}|\le\varepsilon$，$K_{vsc}{}^*=\varepsilon+d_0$，并将(3.92)、(3.99)和(3.100)代入(3.98)，得

$$\begin{aligned}\dot{V}&\le-k_se^2+K_{vsc}{}^{*}|e|-\hat{K}_{vsc}|e|+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}}e+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\widetilde{K}_{vsc}\dot{\widetilde{K}}_{vsc}\\&=-k_se^2-\widetilde{K}_{vsc}|e|+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\frac{\partial\hat{u}_{ad}}{\partial\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}}e+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\widetilde{K}_{vsc}\dot{\hat{K}}_{vsc}\end{aligned} \tag{3.105}$$

如将自适应律式(3.93)和式(3.94)代入上式得

$$\dot{V}\le-k_se^2 \tag{3.106}$$

由 Lyapunov 稳定性理论可知，动态系统式(3.82)一致渐近稳定，再由式(3.81)和$\boldsymbol{\lambda}$的取值原则可知系统的跟踪误差$\tilde{x}$指数收敛于 0。

直接自适应 DRFNNC 算法如图 3.17。

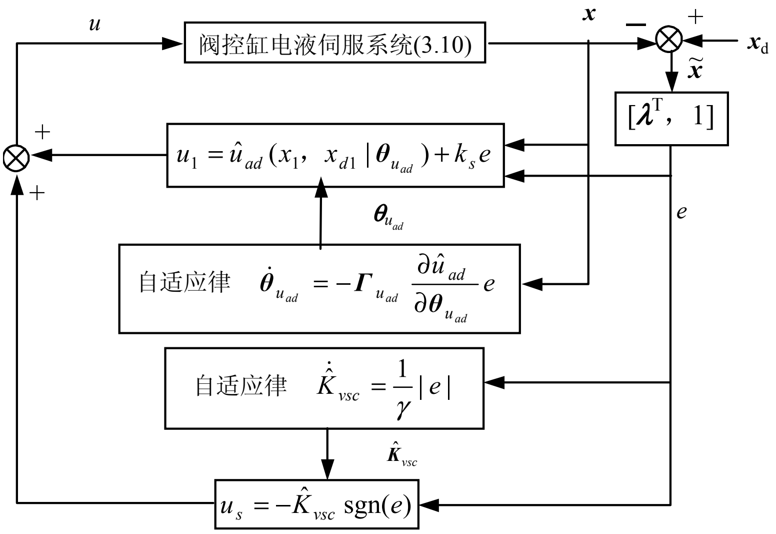


图 3.17 直接自适应动态递归模糊神经网络控制算法

3.5.3 直接自适应 DRFNNC 参数的标量约束和向量投影混合算法

用带投影算法的参数自适应律将$\boldsymbol{w}^1_{u_{ad}}$各元素组成的$m^2$维向量$\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}$限制在约束集$\Omega_{wu_{ad}}$内，且$\boldsymbol{\theta}^{(i)}_{u_{ad}w1} = \boldsymbol{\theta}^{(i+2m)}_{u_{ad}}$，$1 \le i \le m^2$；为防止输入变量$x_1$和$x_{d1}$的语言变量中心值的调整使各语言变量间产生混乱，在实验中x_1和x_{d1}的中心值固定不变；其余被调整参数$\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}\sigma y}$物理意义明确，采用分别确定各被调参数调整范围并抑制参数漂移的修正算法，其中$\boldsymbol{\theta}^{(i)}_{u_{ad}\sigma y} = \boldsymbol{\theta}^{(i)}_{u_{ad}}$，$1 \le i \le m_1+m_2+m$。对$\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}$，考虑$\Omega_{wu_{ad}}=\{\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}: |\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}| \le M_{wu_{ad}}\}$

$$
\dot{\boldsymbol{\theta}}_{u_{ad}w1} = \begin{cases} -\gamma_{u_{ad}} \dfrac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}} e \\ \qquad \text{当} |\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}| < M_{wu_{ad}} \text{或} |\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}| = M_{wu_{ad}} \text{且} \dfrac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{uadw1}} e \ge 0 \\ -\gamma_{u_{ad}} \dfrac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}} e + \gamma_{u_{ad}} \dfrac{\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}_{u_{ad}w1} \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}}{|\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}| M_{wu_{ad}}} \dfrac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}} e \\ \qquad \text{当} |\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}| = M_{wu_{ad}} \text{且} \dfrac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}} e < 0 \end{cases} \tag{3.107}
$$

式中：$\gamma_{u_{ad}}$为$\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}$的自适应率，且$\boldsymbol{\Gamma}^{ii}_{u_{ad}} = \gamma_{u_{ad}}$，$m_1+m_2+m+1 \le i \le m_1+m_2+m+m^2$。

对$\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}\sigma y}$，考虑$\Omega_{u_{ad}} = \{\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}\sigma y} : b^i_{u_{ad}} - \delta^i_{u_{ad}} \le \boldsymbol{\theta}^i_{u_{ad}\sigma y} \le c^i_{u_{ad}} + \delta^i_{u_{ad}}\}$，$1 \le i \le m_1+m_2+m$，$b^i_{u_{ad}}$、$c^i_{u_{ad}}$分别为相应被调参数与下限和上限相距$\delta^i_{u_{ad}}$的值，$\delta^i_{u_{ad}}$为设计参数。定义

$$\boldsymbol{\Psi}_{u_{ad}} \equiv \frac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}\sigma y}} e \tag{3.108}$$

$\psi^i_{u_{ad}}$ 为 $\boldsymbol{\Psi}_{u_{ad}}$ 的第 i 个分量，且定义

$$\overline{\psi}^i_{u_{ad}} \equiv (1+\frac{c^i_{u_{ad}}-\boldsymbol{\theta}^i_{u_{ad}\sigma y}}{\delta^i_{u_{ad}}})\psi^i_{u_{ad}} \tag{3.109}$$

$$\breve{\psi}^i_{u_{ad}} \equiv (1+\frac{\boldsymbol{\theta}^i_{u_{ad}\sigma y}-b^i_{u_{ad}}}{\delta^i_{u_{ad}}})\psi^i_{u_{ad}} \tag{3.110}$$

则抑制 $\boldsymbol{\theta}_{f\Delta\sigma y}$ 漂移的修正算法为

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}^i_{u_{ad}\sigma y} = \begin{cases} -\boldsymbol{\Gamma}^{ii}_{u_{ad}}\overline{\psi}^i_{u_{ad}} & \text{当}\boldsymbol{\theta}^i_{u_{ad}\sigma y} > c^i_{u_{ad}}\text{且}\boldsymbol{\psi}^i_{u_{ad}} < 0 \\ -\boldsymbol{\Gamma}^{ii}_{u_{ad}}\breve{\psi}^i_{u_{ad}} & \text{当}\boldsymbol{\theta}^i_{u_{ad}\sigma y} < b^i_{u_{ad}}\text{且}\boldsymbol{\psi}^i_{u_{ad}} > 0 \\ -\boldsymbol{\Gamma}^{ii}_{u_{ad}}\psi^i_{u_{ad}} & \text{其他} \end{cases} \tag{3.111}$$

式中：$\boldsymbol{\Gamma}^{ii}_{u_{ad}}$ 为 $\boldsymbol{\theta}^i_{u_{ad}\sigma y}$ 的自适应率，$1 \le i \le m_1+m_2+m$。

抑制 K_{vsc} 漂移的修正算法为

$$\dot{\hat{K}}_{vsc} = \frac{1}{\gamma}|e| - \sigma_{Kvsc}\hat{K}_{vsc} \tag{3.112}$$

3.5.4 直接自适应 DRFNNC 的设计步骤

步骤 1. 确定出λ_1，…，λ_n，使 $s^n+\lambda_1 s^{n-1}+\cdots+\lambda_n=0$ 的所有根均具有负实部；

步骤 2. 根据实际约束条件确定出设计参数 $M_{wu_{ad}}$、$b^i_{u_{ad}}$、$c^i_{u_{ad}}$、$\delta^i_{u_{ad}}$ 和 $\boldsymbol{\Gamma}^{ii}_{u_{ad}}$ 等

步骤 3. 构造模糊逻辑系统 $\hat{u}_{ad}(x_{d1}, x_1|\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}})$ 的模糊规则库，并确定 DRFNN 输入变量 x_1 和 x_{d1} 模糊变量数、隶属函数中心和 $\boldsymbol{\theta}_{uad}$ 的初始值。

步骤 4. 把控制式(3.91)作用于控制对象式(3.78)，其中 $\hat{u}_{ad}$ 取式(3.90)，u_s 取式(3.92)。

步骤 5. 采用自适应律(3.107)调节参数 $\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}$ 中结构层权值 $\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}w1}$，自适应律(3.111)调节参数 $\boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}$ 中其他参数，用式(3.101)~式(3.104)计算 $\frac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}}$。

步骤 6. 采用自适应律(3.112)调节参数 $\hat{K}_{vsc}$。

3.5.5 直接自适应 DRFNNC 的实验结果分析

同样采用图 3.1 所示的电液位置伺服系统对本节的控制算法进行实验研究。

经调试，DRFNN 被调参数的相关值如表 3.5；$m_1= m_2=3$，则 $m=9$；$\mu=12$，$\boldsymbol{\lambda}$=[160 40 8]，$k_s=250$；实验过程中，DRFNN 的输入变量 x_1 和 x_{d1} 的处理与 3.3.5 节中实验的处理相同，因此其隶属函数的中心值取为 $\bar{x}_1(0)=\bar{x}_{d1}(0)$=[-0.2,-0.1,0,0.1, 0.2]，变结构控制增益相关参数为 σ_{Kvsc}=10，$\hat{K}_{vsc}(0)$=300，γ=0.05；结构层权值 $\boldsymbol{w}^1_{uad}$ 各元

素初值设为零；$M_{wu_{ad}}$=10，$\gamma_{u_{ad}}$=20；$\boldsymbol{x}(0)=[0,0,0]^{\mathrm{T}}$，$y_{\mathrm{d}}(t)$=150+100sin(0.1$\pi t$)mm，$p_{\mathrm{s}}$=10 bar, F=0 N 时，直接自适应 DRFNNC 控制的实验结果如图 3.18，图 3.19 给出了采用 TFNN 对 u_{ad}^{*} 进行辨识时的控制算法(即直接自适应 TFNNC)的实验结果。

图 3.18 与图 3.19 中控制量颤振程度的比较，图 3.20~图 3.22 和表 3.6 中有关负载小车稳态位移误差的曲线和数据等表明：直接自适应 DRFNNC 控制量的颤振程度比直接自适应 TFNNC 的弱，同时系统的稳态精度也较高。这进一步说明本节提出直接自适应DRFNNC的有效性和DRFNN对非线性动态系统辨识的优越性。

表 3.5 用于 DRFNN 参数估计的参数

估计量	上限 c_{uad}	下限 b_{uad}	初始值	自适应率	δ_{uad}
$\boldsymbol{\sigma}_{uad}^{x_1,j1}$	0.1058	0.0522	0.079	0.01	0.02
$\boldsymbol{\sigma}_{uad}^{x_{d1},j2}$	0.1058	0.0522	0.079	0.05	0.02
$\overline{\boldsymbol{y}}_{uad}^{l}$	10	-10	0	20	1

表中 $j1=1,2,\ldots,m_1$；$j2=1,2,\ldots,m_2$；$l=m_1\times m_2$。

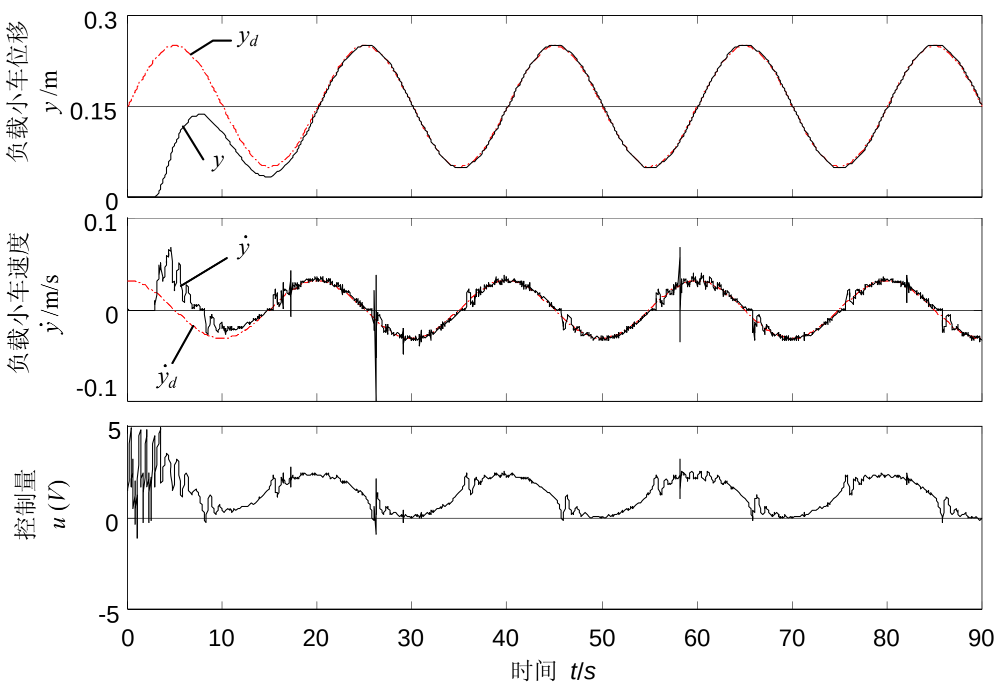


图 3.18 直接自适应 DRFNNC 控制的系统跟踪响应和相应的控制量

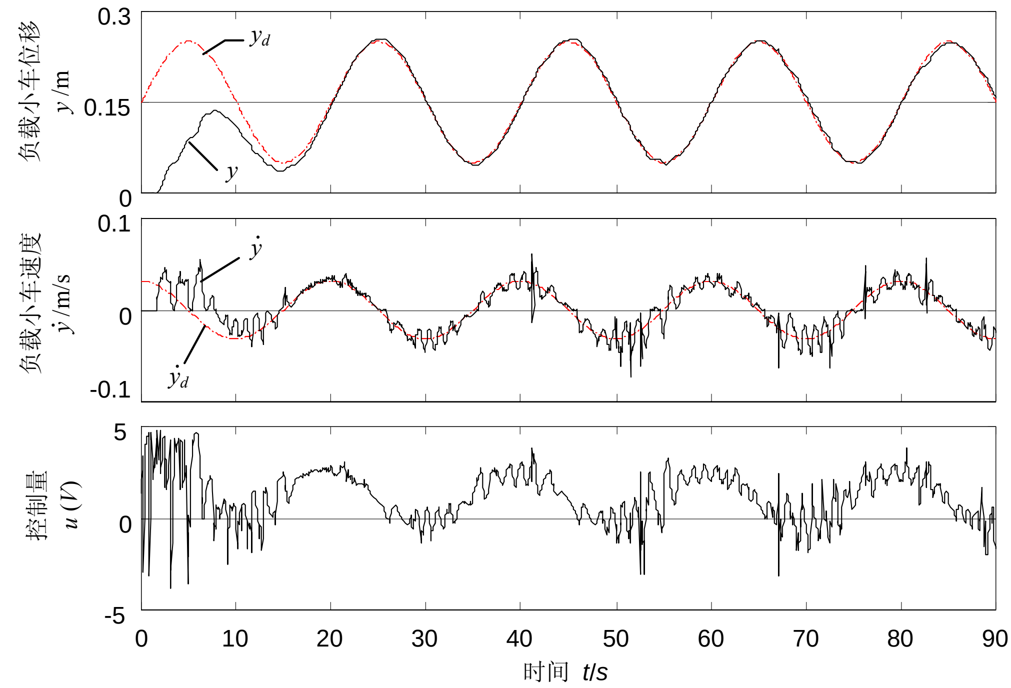


图 3.19　直接自适应 TFNNC 控制的系统跟踪响应和相应的控制量

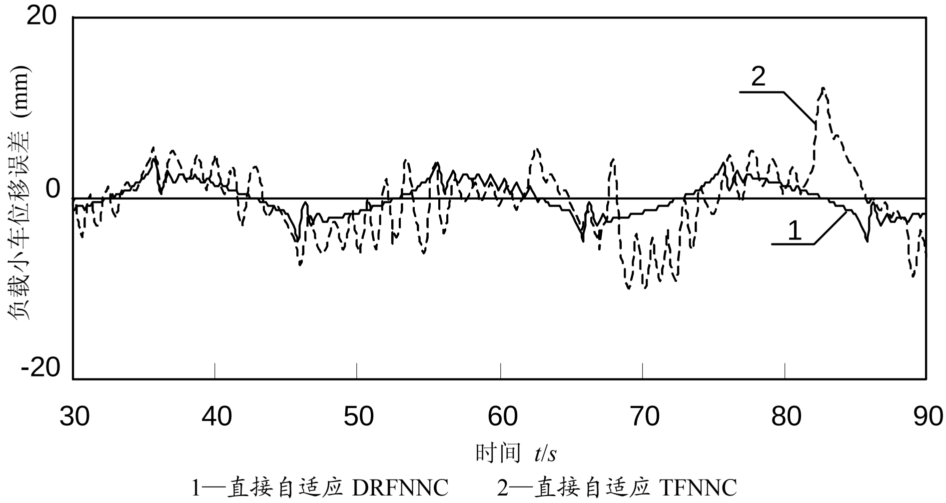


图 3.20 直接自适应 DRFNNC 和直接自适应 TFNNC 控制的负载小车稳态位移误差

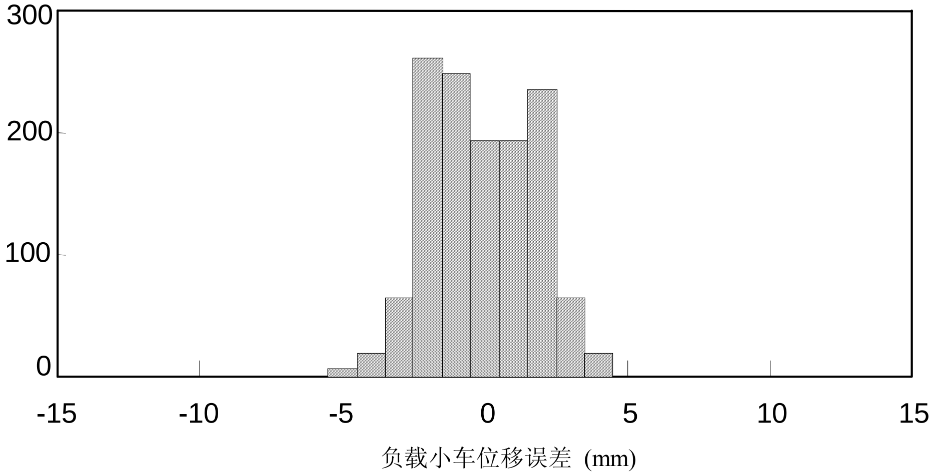


图 3.21 直接自适应 DRFNNC 控制的负载小车稳态位移误差分布

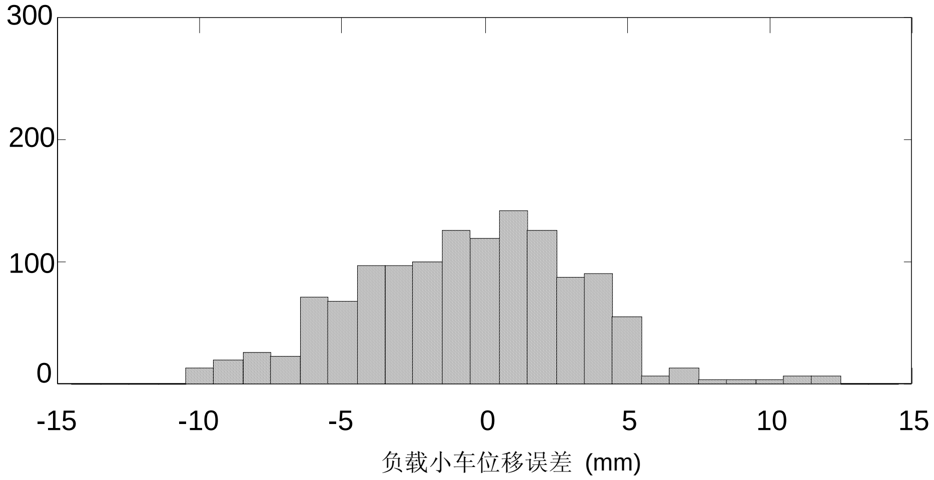


图 3.22 直接自适应 TFNNC 控制的负载小车稳态位移误差分布

表 3.6 直接自适应 DRFNNC 和直接自适应 TFNNC 控制的负载小车稳态位移误差统计特性参数

控制方法	峰峰值 mm	均值μ_{ess} (mm)	标准差σ_{ess} (mm)
直接自适应 DRFNNC	9.1	-0.10983	1.8
直接自适应 TFNNC	22.4	0.60178	3.9

3.6 本章小结

基于动态递归模糊神经网络对电液伺服系统非线性和不确定性的辨识，依据对系统认知程度的不同，研究了如下三种控制算法：

① 针对系统模型公称参数已知，但系统的非线性、不确定性以及输入增益函数下界等未知的对象，本章提出了 GASMC。

② 针对系统输入增益函数下界已知，其余特性与①中描述的系统相同的对象，本章提出了间接自适应 DRFNNC。

③ 针对系统模型的认知甚少，特别是系统参数完全未知，但具有相关控制规则的对象，本章提出了直接自适应 DRFNNC。

同时，为克服传统变结构控制中保证系统鲁棒性而选用保守的变结构控制增益，以致控制量过大而不易实现，以及引起较大的颤振并激发系统的高频动态等不良现象，在上述控制算法中提出了控制增益可根据在线估计的系统不确定性、建模误差和干扰等因素的界进行在线调整的 GAVSC。并对上述三种控制算法控制的电液伺服系统进行了如下几个方面的研究：1) 系统控制量颤振现象的分析；2) 电液伺服系统的鲁棒性分析；3) 系统的稳态性能分析。实验结果表明：因 GAVSC 继承了变结构控制的鲁棒特性以及自适应 DRFNN 对动态非线性映射的高精度逼近特性，使得它们结合后形成的控制算法对电液伺服系统这种不确定性和非线性特性严重的系统具有很好的控制效果。

通过本章的分析与研究，获得了如下几点结论：

(1) 基于 DRFNN 辨识的自适应控制器能对系统参数不确定性和负载干扰具有补偿作用，使电液位置跟踪系统具有较强的鲁棒性和良好的跟踪性能。

(2) 用 DRFNN 仅对电液位置跟踪系统的未知规律部分进行在线估计，缩小了搜索空间；同时模糊系统的集成，使网络权值的物理意义明确，可确定接近实际值的初值，因此，系统的建模精度和收敛速度可以得到提高。

(3) 变结构控制增益根据在线估计的 DRFNN 建模误差的界自动调节，可用较小的控制量获得同样的系统鲁棒性。

(4) 用 DRFNN 对电液位置跟踪系统的有关函数进行在线估计时，系统各状态间的动态关系被辨识在 DRFNN 内，只需系统的一个状态变量作为其输入，避免了输入个数增加而带来的网络结构膨胀及计算负担，加快了收敛速度。

(5) 对 DRFNN 与 TFNN 在不同控制算法中应用效果的比较表明：DRFNN 对非线性动态系统的辨识和控制效果均优于 TFNN。

第四章　基于自适应 DRFNN 辨识的系统 L_2 增益设计

4.1 引言

H_∞控制因对未知干扰具有较强的抑制作用而受到青睐。其基本思想就是通过抑制传递函数幅频特性的最大增益来减小输入信号对描述系统品质的评价信号的影响。如果我们从系统的输入输出特性来分析系统，在信号空间引入 L_2 范数作为评价信号的度量，那么上述最大增益恰恰等于系统作为输入信号空间到输出信号空间的算子的诱导范数。因此，如果将系统的 H_∞范数设计得充分小，那么对于 L_2 空间的任意信号，相应的评价信号的范数将被抑制在允许的水平以下。这种思想推广到非线性系统就是用系统的 L_2 诱导范数或称 L_2 增益作为设计指标。沿用线性系统的习惯术语仍称此类设计问题为 H_∞控制问题[145]。但是，与线性定常系统不同的是非线性系统不存在传递函数的概念。

传统的 H_∞控制是基于被控对象的数学模型进行设计的，而大多数工程对象的数学模型难以精确地获得，通常的做法是采用自适应模糊神经网络对其进行在线估计，这虽然可以在没有系统精确结构的情况下实现对系统的控制，也可以避免系统复杂程度增加时引起的复杂回归矩阵的计算，但自适应模糊神经网络估计误差对系统跟踪误差的影响不容忽视。针对这种情况，文献[77]和[146]基于估计误差平方可积的假设，提出了跟踪误差收敛的鲁棒算法，然而工程实践中，系统在线估计的误差难以满足平方可积的条件，因为受计算量的限制，模糊神经网络的模糊规则数和网络的结构等均是有限的，从而自适应模糊神经网络不可能实现对系统的完全估计，误差总是存在的，自然就不满足平方可积的条件，因而上述文献中的算法的应用是有限的。为此文献[75][76]和[170]-[172]利用变结构控制对系统结构和参数的不确定性具有鲁棒性的特性，而将其集成于控制算法之中，但要求知道估计误差和外界干扰的界，而估计误差和外界干扰的界也不易确定，针对这种情况本文提出了 GAVSC 算法。另一方面，对于幅值很大而持续时间有限的外界干扰信号，如瞬间的冲击信号，其是平方可积的，此时集成 H_∞控制是必要的。

基于上述认识以及 H_∞控制对外界干扰的抑制效果优于对系统参数不确定性的处理的特性，并考虑 GASMC 控制量式(3.47)中变结构控制项直接对负载干扰进行补偿，可以获得比较好的负载干扰抑制效果，本章将只考虑提出两种分别基

于直接自适应 DRFNNC 和间接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法。这两种方法的共同点是：1) 采用自适应 DRFNN 对系统未知规律的不确定性进行在线估计，同时在线估计其建模误差的界，并以此确定变结构控制增益，获得符合实际的变结构控制量，使得系统既对估计误差具有鲁棒性，又具有较小的颤振；2) 采用 H_∞控制对外界干扰进行抑制，使系统对外界干扰具有 H_∞性能指标，即由外界干扰到系统跟踪误差的 L_2 增益小于指定的值。实验结果表明本章提出的两种方法均使系统具有较好的性能。4.2 节给出了系统 L_2 增益设计的基本问题；4.3 节给出了基于间接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法；4.4 节给出了基于直接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法。

4.2 系统 L_2 增益设计的基本问题

定义 4.2.1 如图 4.1 所示的系统Σ被称为是内部稳定的系指干扰 w(t)=0 时，系统的状态对任意的初始状态 $\boldsymbol{x}(0)=\boldsymbol{x}_0$ 满足

$$\lim_{t\to\infty} \boldsymbol{x}(t) = 0 \tag{4.1}$$

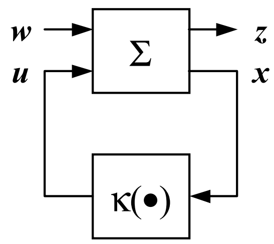


图 4.1　内部稳定性

但是，即使是全局稳定的系统，当有外界干扰信号作用时，其状态也会偏离平衡点，而实际系统中各种干扰是不可能避免的。电液伺服系统同样也存在诸如工作环境及负荷的变化等机械干扰，因此，电液伺服系统的设计不仅要确保误差系统的稳定性，还必须考虑系统对干扰的抑制能力。

如果干扰信号是可检测的，就可以运用各种前馈补偿手段来消除干扰的影响[173]。对于高频干扰信号，也可以借助于线性系统频域响应的概念，降低系统的频带宽度，使得系统对于高频干扰不敏感，从而达到抑制高频干扰的目的，然而对于电液伺服系统这类非线性系统，干扰不可检测且频谱非单一的情况，采用基于系统 L_2 增益的设计方法将是一种有效的干扰抑制手段。

所谓 L_2 标准设计问题是，对于给定的被控对象和正数ρ_0，求控制器κ(•)使得图 4.1 所示的闭环系统内部稳定，且满足

$$\|z(\mathrm{t})\|_2 \le \rho_0 \|w(t)\|_2 \tag{4.2}$$

式中：$z(t)$为描述系统对干扰的抑制能力而定义的评价信号，表示为

$$z = \boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}) \tag{4.3}$$

$\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x})$是加权函数向量，$\|\bullet\|_2$ 表示信号•的 L_2 范数。对于给定的干扰信号 $w(t)$，评价信号 $z(t)$的 L_2 范数越小就表示系统受干扰的影响越小，即系统具有较强的抑制外界干扰的能力。因此可以采用评价信号的范数与干扰信号的范数之比来描述系统的抑制干扰的性能，即定义如下的性能指标

$$J = \sup_{\|w\| \ne 0} \frac{\| z \|_2}{\| w \|_2} \tag{4.4}$$

J 反映了系统对干扰的抑制能力，因此抑制干扰问题就可以归结为设计控制器，使得由式(4.4)定义的 J 尽可能小或小于给定的值。

在实际系统中，评价系统的性能指标只要考虑有限时间即可。因此，令 T>0 为充分大常数，定义

$$\| w(t) \|_{\mathrm{T}} = \left\{ \int_0^{\mathrm{T}} w(t)^{\mathrm{T}} w(t) dt \right\}^{1/2} \tag{4.5a}$$

$$\| z(t) \|_{\mathrm{T}} = \left\{ \int_0^{\mathrm{T}} z(t)^{\mathrm{T}} z(t) dt \right\}^{1/2} \tag{4.5b}$$

并且考虑性能评价指标

$$J_{\mathrm{T}} = \sup_{\|w\| \ne 0} \frac{\| z \|_{\mathrm{T}}}{\| w \|_{\mathrm{T}}} \tag{4.6}$$

定理 4. 1 对于系统

$$\Sigma_N : \begin{cases} x = f(x) + g(x) w \\ z = h(x) \end{cases} \tag{4.7}$$

给定正数ρ_0>0。如果存在可微的准正定函数 $V(\boldsymbol{x})$≥0 满足

$$\text{i} \quad \dot{V} = \frac{\partial V}{\partial x} f(x) + \frac{\partial V}{\partial x} g(x) w \le \frac{1}{2} \left\{ \rho_0{}^2 \| w \|^2 - | z \|^2 \right\} \qquad \forall w \tag{4.8}$$

ii $V(\boldsymbol{x}_0)$初始条件为零，即 $V(0)=0$。

则系统$\sum_N$ 的 L_2 增益小于ρ_0，即性能指标满足 $J \le \rho_0$。

证明：沿系统$\sum_N$ 的轨迹，准正定函数 V 对时间的微分

$$\dot{V} = \frac{\partial V}{\partial x} f(x) + \frac{\partial V}{\partial x} g(x) w \le \frac{1}{2} \left\{ \rho_0{}^2 \| w \|^2 - | z \|^2 \right\}$$

将上式两端积分，并利用 $V(0)=0$，得

$$0 \le V(T) \le \frac{1}{2}\left\{\rho_0{}^2\int_0^{\mathrm{T}} \| w \|^2 \, dt - \int_0^{\mathrm{T}} \| z \|^2 \, dt\right\} \tag{4.9}$$

故对于任意的干扰信号 $w(t)$，$\|z(t)\|_{\mathrm{T}} \le \rho_0 \|w(t)\|_{\mathrm{T}}$ 成立，即系统$\sum_{\mathrm{N}}$的 L_2 增益小于ρ_0。证毕。

4.3 基于间接 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法

4.3.1 控制器的设计

本节针对式(3.10)三阶电液伺服系统模型拓展的 n 阶仿射非线性系统，基于间接自适应 DRFNNC，提出电液伺服系统的 L_2 增益设计方法。在控制量式(3.66)的分子增加抑制外负载干扰 d(t)的 H_∞控制项 u_h，即

$$u_c = \frac{-f_0(\boldsymbol{x}) - \hat{f}_\Delta(x_1 \mid \boldsymbol{\theta}_{f\Delta}) + y_d^{(n)} + \boldsymbol{k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E} - u_h}{g_0(\boldsymbol{x}) + \hat{g}_\Delta(x_1 \mid \boldsymbol{\theta}_{g\Delta})} \tag{4.10}$$

式中：

$$u_h = -\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE}/r \tag{4.11}$$

r 为鲁棒控制增益。同时，为补偿模糊神经网络估计误差，增强系统的鲁棒性，仍然引入变结构控制项

$$u_s = -\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}\,\mathrm{sgn}(\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB})/\beta \tag{4.12}$$

则控制量为

$$u = u_{\mathrm{c}} + u_{\mathrm{s}} \tag{4.13}$$

4.3.2 稳定性分析

定理 4.2 给定$\rho_0>0$。对于电液伺服系统(3.10)，假设 $g(\boldsymbol{x}) \ge \beta > 0$，且存在正定对称矩阵 $\boldsymbol{P}$ 满足 Riccati 方程

$$\boldsymbol{PA} + \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} + \boldsymbol{Q} + \boldsymbol{PB}\left(\frac{1}{\rho_0{}^2} - \frac{2}{r}\right)\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P} = 0 \tag{4.14}$$

式中：$\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}} > 0$ 为指定的权矩阵；$\rho_0>0$ 表示指定的抑制水准。为保证上述 Riccati 方程具有半正定解 $\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}} \ge 0$，$\rho_0$ 和 r 满足不等式[174]

$$2\rho_0{}^2 \ge r \tag{4.15}$$

DRFNN 的可调参数向量及变结构控制增益的自适应律为

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta} = -\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} \tag{4.16}$$

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta} = -\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{\partial \hat{g}_{\Delta}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}u_c \tag{4.17}$$

$$\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc} = \boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}|\boldsymbol{\varphi} \tag{4.18}$$

式中：$\Gamma_{f\Delta}>0$，$\Gamma_{g\Delta}>0$，$\Gamma_{Kvsc}>0$ 为自适应增益矩阵，那么由(4.10)、(4.11)、(4.12)和(4.13)确定的控制量 u 可使电液伺服系统(3.10)具有如下特性：

(1) 系统内部稳定，即当 d=0 时，对于任意初始状态，$\lim\limits_{t\to\infty}E(t)=\lim\limits_{t\to\infty}\boldsymbol{x}_d(t)-\boldsymbol{x}(t)=0$ 成立。

(2) 当 $d\neq0$ 时，对于零初始状态，即 $V(0)=0$ 时

$$\int_0^{\mathrm{T}}\|z(t)\|^2\,dt \le \rho_0{}^2\int_0^{\mathrm{T}}\|d(t)\|^2\,dt \tag{4.19}$$

成立。

证明：由 $\dot{e}_n = y_d^{(n)} - \dot{x}_n$，控制分量式(4.10)和系统(3.10)可得误差动态方程

$$\dot{\boldsymbol{E}} = \boldsymbol{\Lambda E} + \boldsymbol{B}\{(\hat{f}_{\Delta}-f_{\Delta}{}^*)+(f_{\Delta}{}^*-f_{\Delta})+[(\hat{g}_{\Delta}-g_{\Delta}{}^*)+(g_{\Delta}{}^*-g_{\Delta})]u_c - d + u_h - (g_0+g_{\Delta})u_s\} \tag{4.20}$$

设候选 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta} + \frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc} \tag{4.21}$$

则 V 沿动态方程(4.20)的时间微分为

$$\begin{aligned}\dot{V} &= \frac{1}{2}\dot{\boldsymbol{E}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} + \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\dot{\boldsymbol{E}} + \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{f\Delta} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{g\Delta} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{-1}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\\
&\le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{PA})\boldsymbol{E} + |\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}|(\varepsilon_f+\varepsilon_g|u_c|) - gu_s\boldsymbol{E}^{T}\boldsymbol{PB} + (u_h-d)\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} +\\
&\quad \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}(\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{f}_{\Delta}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{g}_{\Delta}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}u_c) + \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{f\Delta} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\theta}}_{g\Delta} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\end{aligned}$$

代入自适应律式(4.16)和式(4.17)，并令 $\boldsymbol{K}_{vsc}{}^*=[\varepsilon_{fd}\quad \varepsilon_g]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\varphi}=[1\quad |u_c|]^{\mathrm{T}}$，则上式化为

$$\dot{V} \le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{PA})\boldsymbol{E} + |\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}|\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}{}^{\mathrm{T}}\varphi - gu_s\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB} - \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{1}{r}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} - d\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$$

代入控制项式(4.12)，并化简得

$$\begin{aligned}\dot{V} &\le \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{PA})\boldsymbol{E} + |\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}|\boldsymbol{K}_{vsc}^{*}{}^{\mathrm{T}}\varphi - \frac{g}{\beta}\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\varphi\,\mathrm{sgn}(\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB})\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB} +\\
&\quad -\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{1}{r}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} - d\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\end{aligned}$$

$$\le \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{P}\boldsymbol{A})\boldsymbol{E}+|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}|\boldsymbol{K}_{vsc}^{*\ \mathrm{T}}\varphi-\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\varphi\,\mathrm{sgn}(\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B})\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}+$$

$$-\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}\frac{1}{r}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}-d\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$$

$$=\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{P}\boldsymbol{A})\boldsymbol{E}-|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}|\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\varphi-\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}\frac{1}{r}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}-d\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}+\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$$

代入式自适应律(4.18)，得

$$\begin{aligned}\dot{V} &\le \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{P}\boldsymbol{A})\boldsymbol{E}-\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}\frac{1}{r}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}+\\ &\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}\frac{1}{\rho_0^{\ 2}}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}\frac{1}{\rho_0^{\ 2}}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}-d\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}-\frac{1}{2}\rho_0^{\ 2}d^2+\frac{1}{2}\rho_0^{\ 2}d^2\\ &=\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{T}[\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}+\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}(\frac{1}{\rho_0^{\ 2}}-\frac{2}{r})\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}]\boldsymbol{E}-\frac{1}{2}(\frac{1}{\rho_0}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{E}+\rho d)^2+\frac{1}{2}\rho_0^{\ 2}d^2\\ &\le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{E}+\frac{1}{2}\rho_0^{\ 2}d^2\end{aligned} \tag{4.22}$$

令

$$z=Q^{\frac{1}{2}}\boldsymbol{E} \tag{4.23}$$

$$w(\mathrm{t})=d(\mathrm{t}) \tag{4.24}$$

将上式两边分别在 t=0 到 t=T 区间积分，并利用 $V(0)$=0，得

$$0\le V(T)\le\frac{1}{2}(\rho_0^{\ 2}\int_0^{\mathrm{T}}\|w\|^2\,dt-\int_0^{\mathrm{T}}\|z\|^2\,dt) \tag{4.25}$$

故对于任意干扰输入 $w(t)$，$\|z(t)\|_{\mathrm{T}}\le\rho_0\|w(t)\|_{\mathrm{T}}$ 成立，故定理的命题(2)得证。

当 $d(t)$=0 时，对于准正定函数 V，由式(4.22)得

$$\dot{V}\le-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{E} \tag{4.26}$$

根据李亚普诺夫稳定性理论可知，对于任意初始状态 $\boldsymbol{x}(0)$=$\boldsymbol{x}_0$ 系统渐近稳定，即

$$\lim_{t\to\infty}\boldsymbol{E}(t)=0$$

定理证毕。

补充说明：对于具有函数或参数辨识功能的自适应系统，式(4.21)的 Lyapunov 函数 V 往往难以满足初始条件为零的条件，因为系统非线性函数或参数的初始误差不可能为零。其实存储函数的初始值 $V(0)$可以认为是脉冲干扰 $\sqrt{2V(0)}\,\delta(t)/\rho_0$ 作用于系统时，使系统具有的初始能量。

而对于稳定的系统而言，该能量将随时间的推移逐渐被消耗掉，而对系统的稳态输出没有影响，因此可以将

$$w(\mathrm{t})=[\sqrt{2V(0)}\,\delta(t)/\rho_0\quad d\,]^{\mathrm{T}} \tag{4.44}$$

看作为系统干扰。此时定理 4.2 中 $d\neq0$ 时的特性 $\int_0^T \|z(t)\|^2\,dt \le \rho_0{}^2\int_0^T \|w(t)\|^2\,dt$ 对任意有界初始误差成立，也就是说，即使系统的初始状态 $V(0)$不为零，系统从干扰 w(t)到评价函数 z(t)的 L_2 增益小于ρ_0。

实际上，将式(4.22)两边分别在 t=0 到 t=T 区间积分得。

$$
\begin{aligned}
0 &\le V(T) \le \frac{1}{2}(\rho_0{}^2\int_0^T \|d\|^2\,dt - \int_0^T \|z\|^2\,dt) + V(0) \\
&= \frac{1}{2}(\rho_0{}^2\int_0^T \|d\|^2\,dt - \int_0^T \|z\|^2\,dt) + \frac{1}{2}\rho_0^2\int_0^T \|\frac{1}{\rho_0}\sqrt{2V(0)}\delta(t)\|^2\,dt \\
&= \frac{1}{2}(\rho_0{}^2\int_0^T \|w(t)\|^2\,dt - \int_0^T \|z\|^2\,dt)
\end{aligned}
\tag{4.45}
$$

故对于任意干扰输入 $w(t)$，$\|z(t)\|_T\le\rho_0\|w(t)\|_T$ 成立，故定理 4.2 的命题(2)对于初始条件不为零的情况也成立，只是此时的干扰输入 $w(t)$的定义不一样了。

由定理 4.2 可知，基于间接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法的方框图如图 4.2 所示。图中虚线部分为间接自适应 DRFNNC 基础上增加的 H_∞控制项。

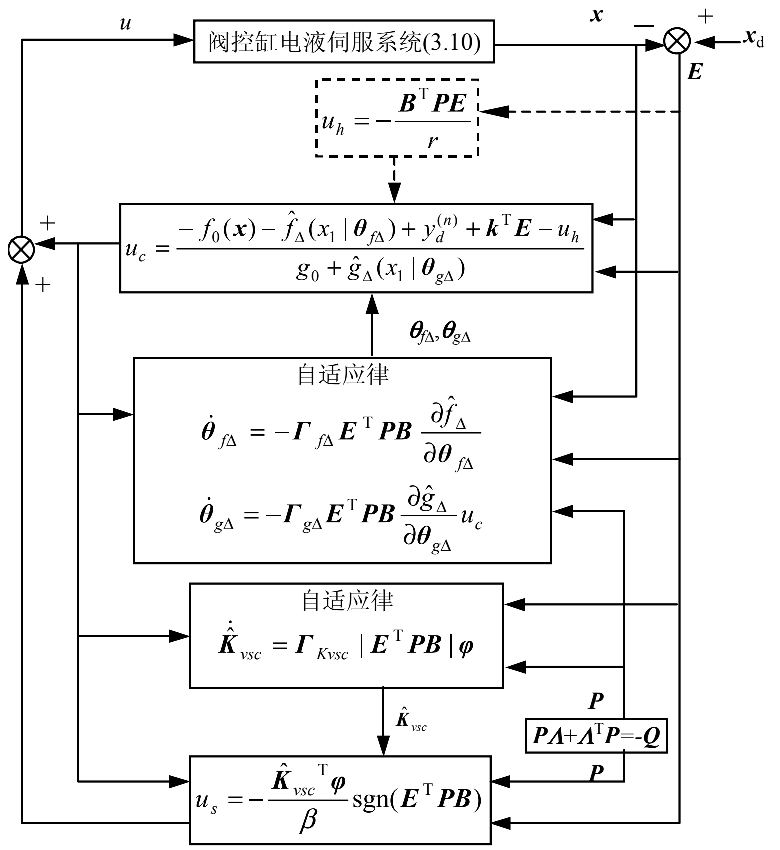


图 4.2 基于间接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法框图

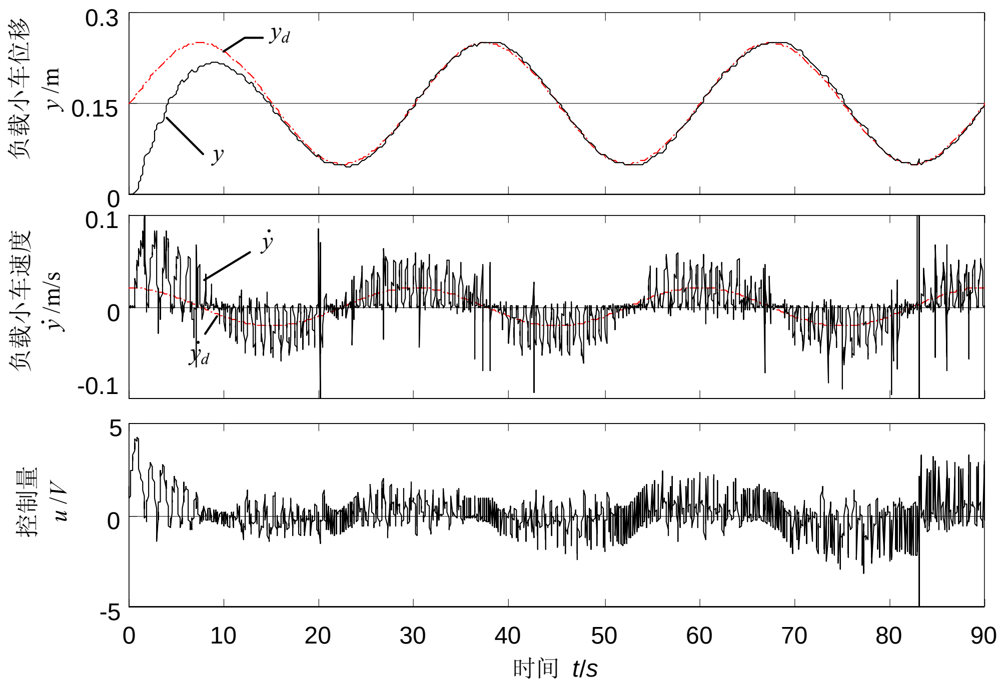
算法步骤：将 Riccati 方程(4.14)替代 Lyapunov 方程式(3.73)，以及将控制量(4.10)替代控制量(3.66)后，则本文的算法步骤与 3.4.4 节中所列的算法步骤一致。

参数漂移抑制算法与 3.4.3 节介绍的算法一致。

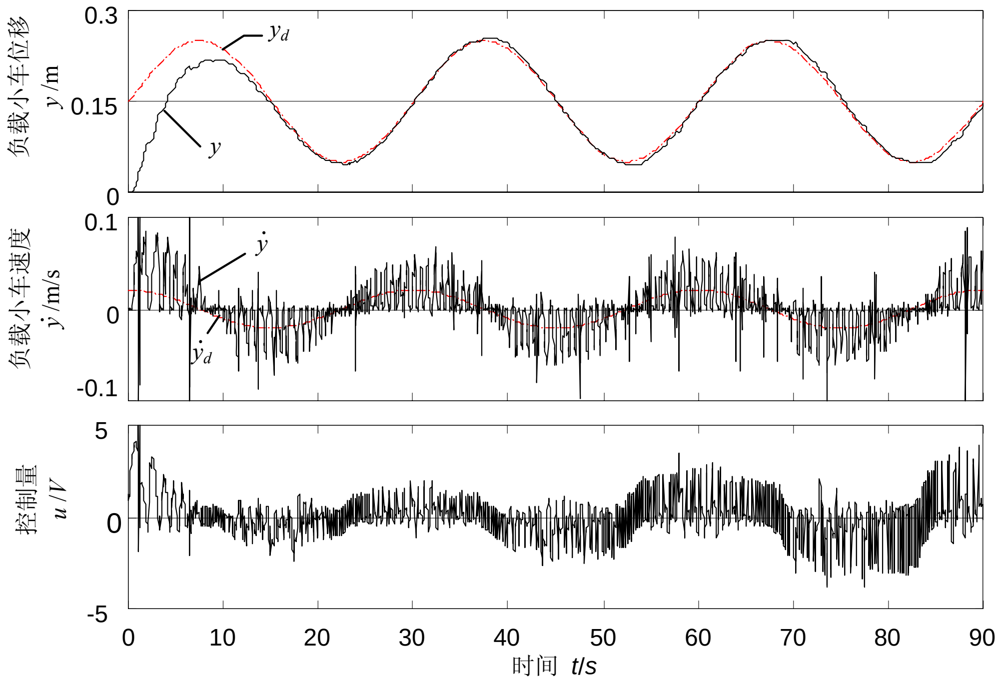
4.3.3 实验结果分析

采用本节的控制算法，对图 3.1 所示电液伺服系统的跟踪响应进行了实验验证。实验中，DRFNN 的有关参数和其他控制系统的参数与 3.4 节控制算法所采用的数值相同。固定 r=0.001，分别对ρ_0=0.005，ρ_0=0.02 和ρ_0=0.02 三种情况下，系统的跟踪响应如图 4.3 所示。30 秒后系统稳态误差及其平方积分曲线如图 4.4 和图 4.5 所示。为分析ρ_0对负载小车稳态精度的影响，不同ρ_0时，负载小车的稳态位移误差分布如图 4.6(a)~图 4.6(c)所示，相应的稳态误差统计特性参数如表 4.1。

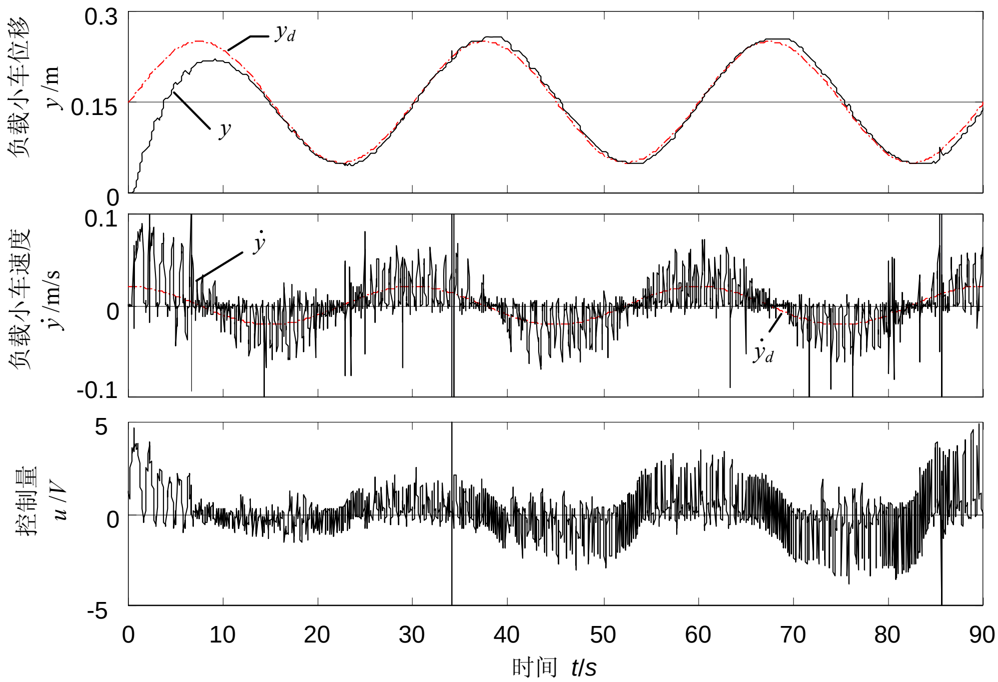
图 4.3 表明，适当地选择ρ_0便能使系统具有比较好地跟踪期望轨迹。
图 4.4~图 4.6 和表 4.1 表明，ρ_0 比较小时，负载小车 H_∞跟踪性能也比较好，这也验证了 L_2 增益设计指标式$\int_0^T ||z(t)||^2\, dt \le \rho_0^2 \int_0^T ||w(t)||^2\, dt$。



(a)　r=0.001　ρ_0=0.005

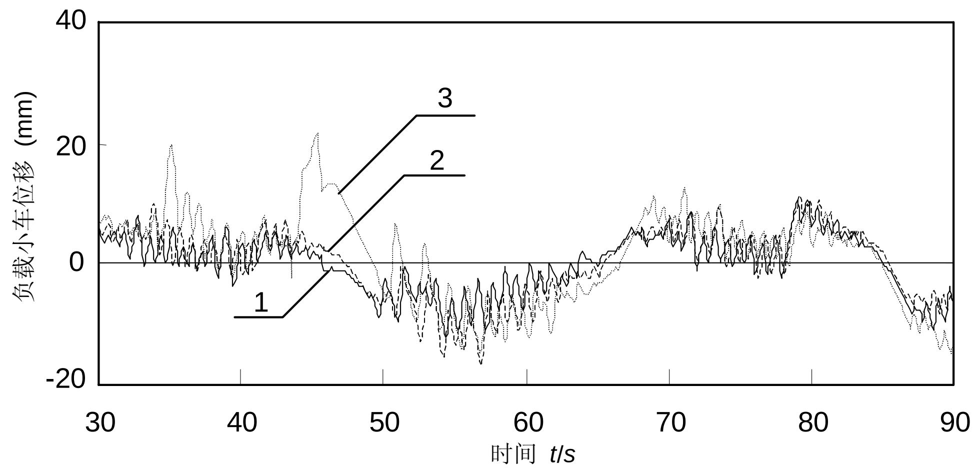


(b)　r=0.001　ρ_0=0.02



(c)　r=0.001　ρ_0=0.2

图 4.3 基于间接 DRFNNC 的系统 L_2 增益方法控制的系统跟踪响应和控制量



1 — r=0.001，ρ=0.005；　2 — r=0.001，ρ=0.02；　3 — r=0.001，ρ=0.2

图 4.4 基于间接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法控制的负载小车稳态位移误差

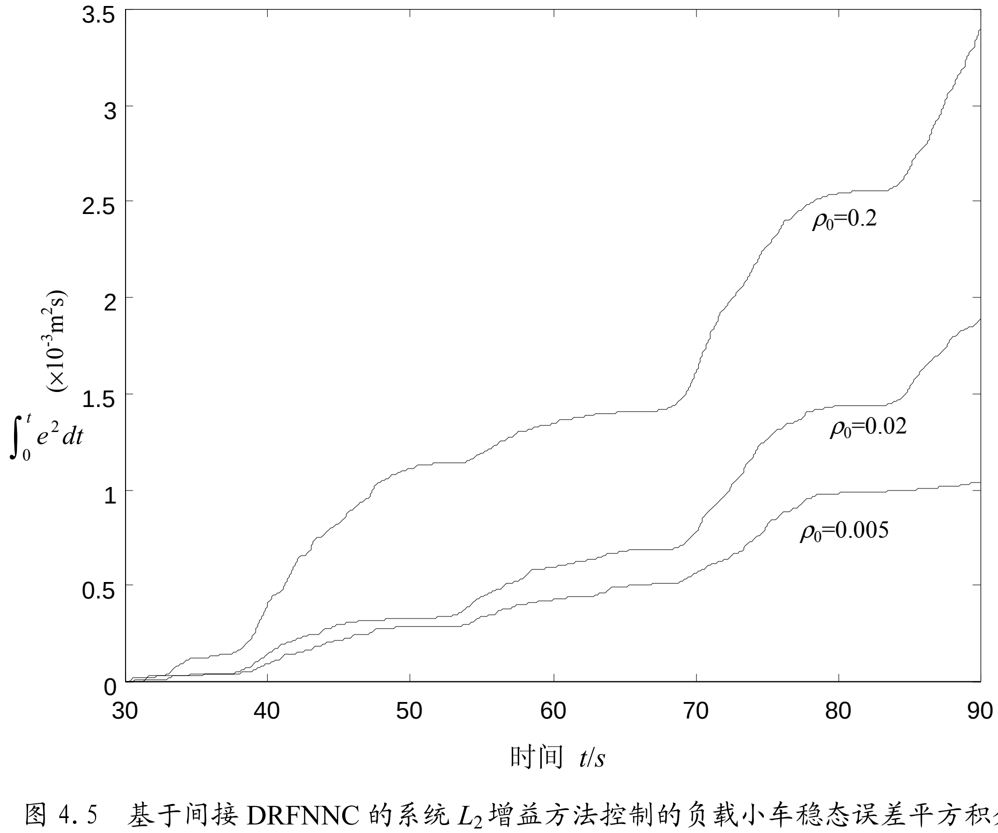
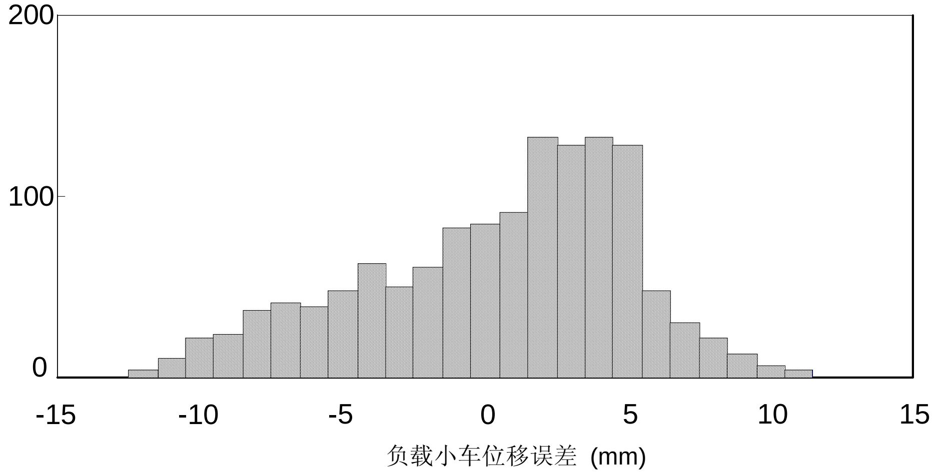
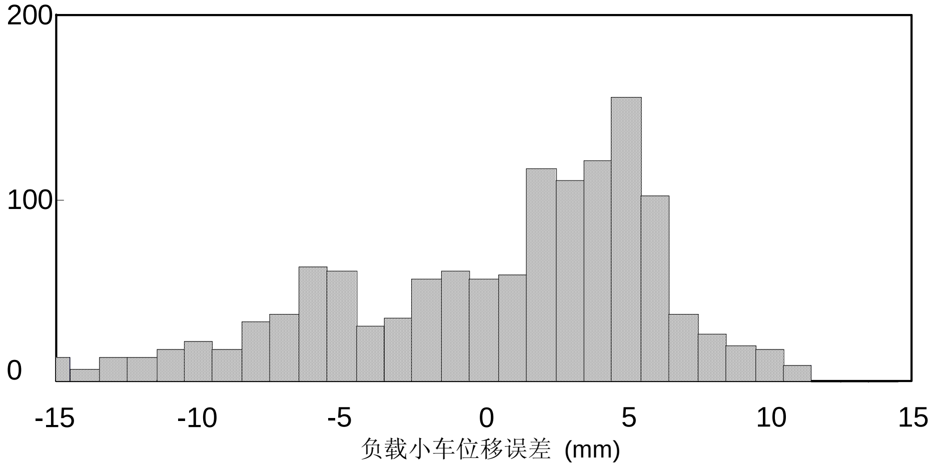


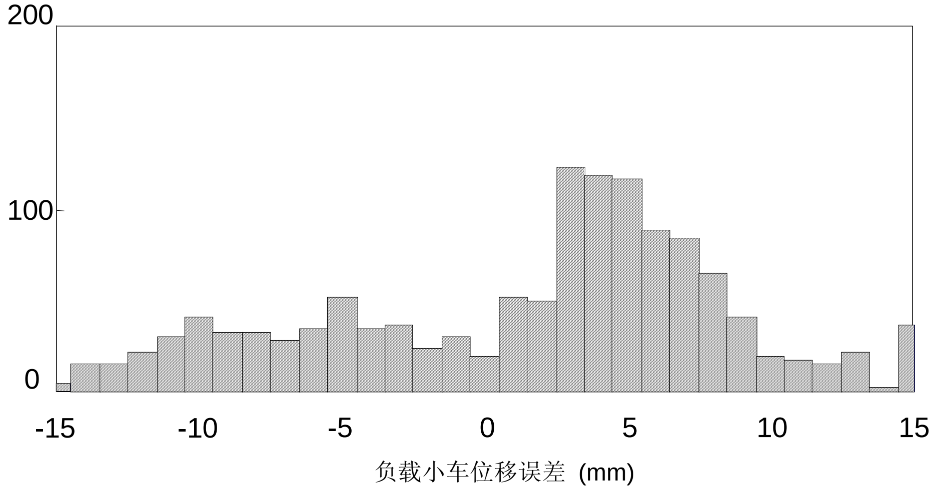
图 4.5　基于间接 DRFNNC 的系统 L_2 增益方法控制的负载小车稳态误差平方积分



(a) r=0.001，ρ_0=0.005



(b) r=0.001，ρ_0=0.02



(c) r=0.001，ρ_0=0.2

图 4.6 基于间接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计控制的负载小车稳态位移误差分布

表 4.1 基于间接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计控制的负载小车稳态位移误差统计特性参数

ρ_0 的取值	峰峰值 (mm)	均值 μ_{ess} (mm)	标准差 σ_{ess} (mm)
0.005	23.2	0.41495	4.7
0.02	28.1	0.47282	5.6
0.2	36.5	1.6	7.2

4.4 基于直接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计

4.4.1 控制器的设计

本节是在直接自适应DRFNNC基础上提出的电液伺服系统 L_2 增益设计方法，与直接自适应 DRFNNC 不同的是采用 GAVSC 和 H_∞ 控制方法分别对系统的不确定性和干扰进行抑制，此时在控制量(3.91)的基础上增加控制项 u_h，即采用下列控制量

$$u = -k_s e + \hat{u}_{ad} + u_s + u_h \tag{4.28}$$

式中：$\hat{u}_{ad}$ 和 u_s 的定义如式(3.90)和式(3.92)，而 u_h 是用来对干扰 d 进行抑制的控制项，并确定为

$$u_h = -\frac{2}{r^2} e \tag{4.29}$$

式中：r 为大于零的常数。

4.4.2 稳定性分析

定理 4.3　给定 $\rho_0>0$。对于电液伺服系统的误差动态系统(3.82)，模糊神经网络的可调参数向量和变结构控制增益的自适应律为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_{u_{ad}} = -\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}} \frac{\partial \hat{u}_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}} e \tag{4.30}$$

$$\dot{\hat{K}}_{vsc} = \frac{1}{\gamma} |e| \tag{4.31}$$

式中：$\Gamma_{u_{ad}}>0$ 为自适应增益矩阵，那么由(3.90)、(3.92)、(4.28)和(4.29)确定的控制量 u 可使系统(3.82)具有如下特性：

(1) 系统内部稳定，即当 $d=0$ 时，对于任意初始状态

$$\lim_{t\to\infty} e(t)=0 \tag{4.32}$$

成立。

(2) 当 $d\neq 0$ 时，对于零初始状态，即 $V(0)=0$ 时

$$\int_0^T \| z(t)\|^2\, dt \le \rho_0^{\,2}\int_0^T \| d(t)\|^2\, dt \tag{4.33}$$

成立。

证明：将控制量(4.28)式作用到误差动态方程(3.82)得

$$\dot e = f(\boldsymbol{x})+v+g(\boldsymbol{x})(-k_s e+\hat u_{ad}+u_s+u_h)+d \tag{4.34}$$

在上述方程的右边加 $g(\boldsymbol{x})u_{ad}^*$ 和减 $g(\boldsymbol{x})u_{ad}^*$，并利用(3.89)可将上述方程化为

$$\dot e = g(\boldsymbol{x})\{-[k_s-\frac{\dot g(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}]e+\hat u_{ad}+u_s+u_h-u_{ad}^*\}+d \tag{4.35}$$

取候选 Lyapunov 函数为

$$V=\frac{1}{2}[\frac{e^2}{g(\boldsymbol{x})}+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\Gamma_{u_{ad}}{}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}+\gamma^{-1}\tilde K_{vsc}{}^2] \tag{4.36}$$

其对时间的微分为

$$\begin{aligned}\dot V &= \frac{1}{g(\boldsymbol{x})}e\dot e-\frac{\dot g(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}e^2+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}{}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\tilde K_{vsc}\dot{\tilde K}_{vsc}\\ &=-[k_s-\frac{\dot g(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}]e^2+(\hat u_{ad}-u_{ad}^*)e+d'e+u_s e+u_h e-\frac{\dot g(\boldsymbol{x})}{2g^2(\boldsymbol{x})}e^2+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}{}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\tilde K_{vsc}\dot{\tilde K}_{vsc}\\ &=-k_s e^2+(\hat u_{ad}-\hat u_{ad}^*+\hat u_{ad}^*-u_{ad}^*)e+d'e+u_s e+u_h e+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}{}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\tilde K_{vsc}\dot{\tilde K}_{vsc}\end{aligned} \tag{4.37}$$

考虑 $\hat u_{ad}-\hat u_{ad}^*=\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\dfrac{\partial \hat u_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}}+o(\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^2)$ 和 $\hat u_{ad}^*-u_{ad}^*=w_{u_{ad}}$

设 $|o(\boldsymbol{\Phi}^2)+w_{u_{ad}}|\le\varepsilon$ 并令 $K_{vsc}{}^*=\varepsilon$，则

$$\dot V\le -k_s e^2+K_{vsc}{}^*|e|-\hat K_{vsc}|e|+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat u_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}}e+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}{}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\tilde K_{vsc}\dot{\tilde K}_{vsc}-$$

$$\frac{2}{r^2}e^2+d'e-\frac{1}{2}r^2d'^2+\frac{1}{2}r^2d'^2$$

$$=-k_s e^2-\tilde K_{vsc}|e|+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat u_{ad}}{\partial \boldsymbol{\theta}_{u_{ad}}}e+\boldsymbol{\Phi}_{u_{ad}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{u_{ad}}{}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{u_{ad}}+\gamma\tilde K_{vsc}\dot{\hat K}_{vsc}-\frac{1}{2}(\frac{\sqrt2}{r}e+\frac{r}{\sqrt2}d')^2+\frac{1}{2}r^2d'^2 \tag{4.38}$$

将自适应律式(4.30)和(4.31)代入上式得

$$\dot V\le -k_s e^2+\frac{1}{2}r^2d'^2 \tag{4.39}$$

令

$$z=\sqrt{2k_s}e \tag{4.40}$$

$$w(\mathrm{t})=d(\mathrm{t}) \tag{4.41}$$

将式(4.39)分别在 t=0 到 t=T 区间积分，并利用 $V(0)$=0，得

$$0\le V(T)\le\frac{1}{2}(r^2\int_0^{\mathrm{T}}\|w\|^2\,dt-\int_0^{\mathrm{T}}\|z\|^2\,dt) \tag{4.42}$$

故对于任意干扰输入 $w(t)$，$\|z(t)\|_{\mathrm{T}}\le r\|w(t)\|_{\mathrm{T}}$ 成立，此时 $\rho_0=r$，故定理的命题(2)得证。当 $d(t)$=0 时，对于准正定函数 V，由式(4.39)得

$$\dot{V}\le -k_s e^2 \tag{4.43}$$

根据李亚普诺夫稳定性理论可知，对于任意有界初始状态系统渐近稳定，即 $\lim\limits_{t\to\infty}e(t)=0$。由式(3.81)及 $\boldsymbol{\lambda}$ 的确定原则知，电液伺服系统(3.10)的跟踪误差满足 $\lim\limits_{t\to\infty}\tilde{x}(t)=0$。故命题(1)得证。

定理证毕。

根据上节内容设系统干扰为

$$w(\mathrm{t})=[\sqrt{2V(0)}\,\delta(t)/\rho_0 \quad d']^{\mathrm{T}} \tag{4.27}$$

此时由定理 4.2 的补充说明得，当 $d'\neq0$ 时，$\int_0^{\mathrm{T}}\|z(t)\|^2\,dt\le\rho_0{}^2\int_0^{\mathrm{T}}\|w(t)\|^2\,dt$ 对任意有界初始误差成立。

由定理 4.3 可得，基于直接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法的方框图如图 4.7。图中的虚线部分为直接自适应 DRFNNC 基础上增加的 H_∞ 控制项。

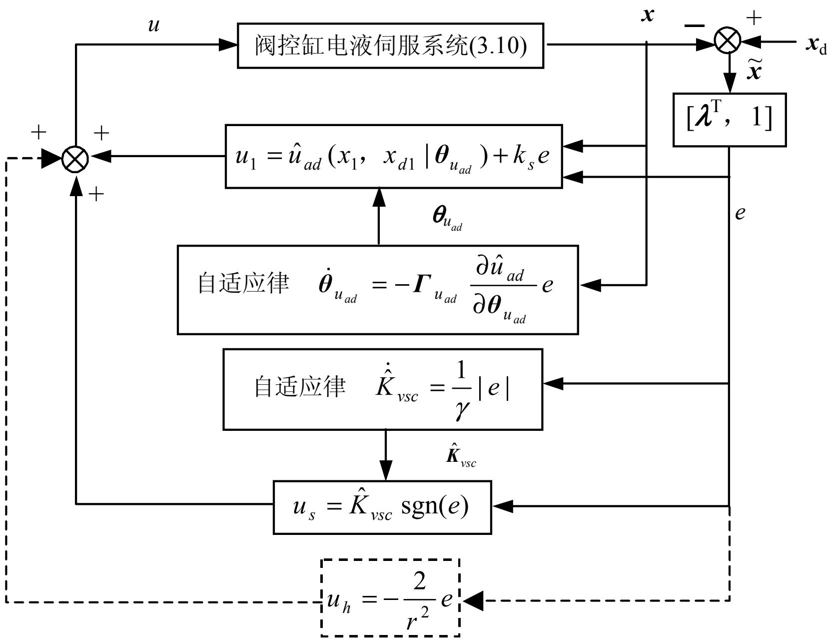


图 4.7 基于直接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法框图

算法步骤除控制量中增加了 u_h 项以外，其余与 3.5.4 节介绍的算法步骤一致。

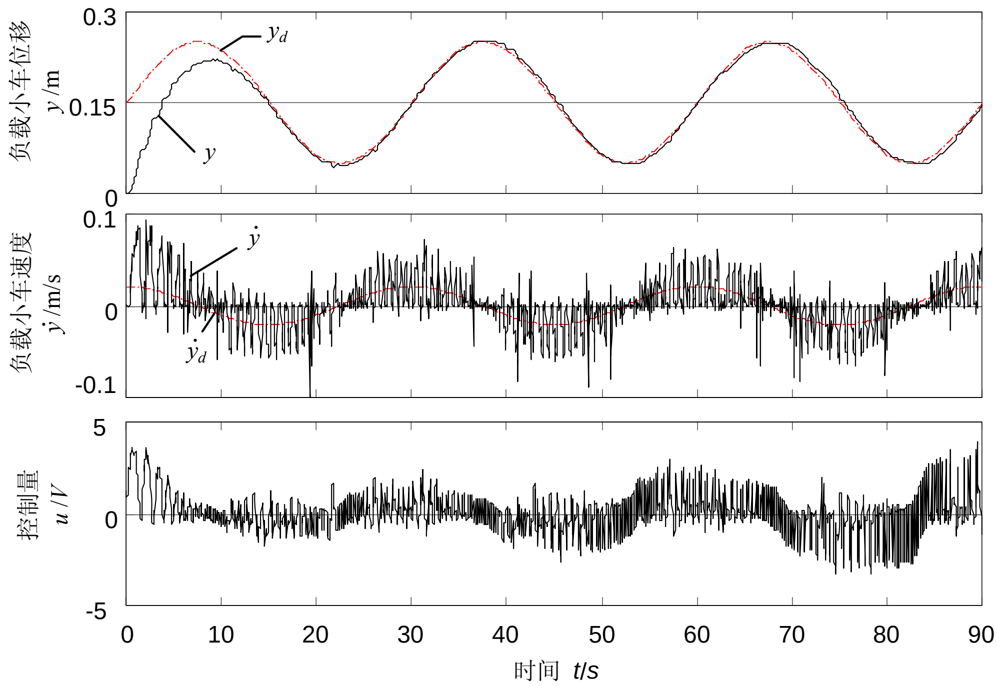
参数漂移抑制算法与 3.5.3 节介绍的算法一致。

4.4.3 实验结果分析

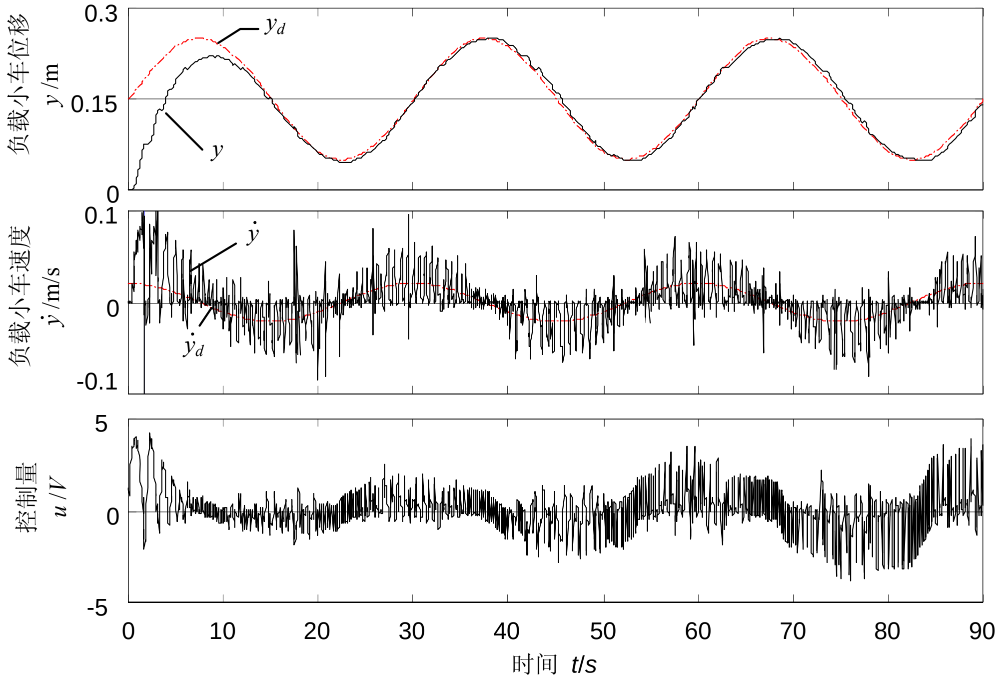
采用本节的控制算法，对图 3.1 所示电液伺服系统的跟踪响应进行了实验验证。实验过程中，DRFNN 的有关参数和其他控制系统的参数与直接自适应 DRFNNC 所采用的数值相同。r=0.05，r=0.1 和 r=0.2 三种情况下，系统的跟踪响应如图 4.8 所示。30 秒后负载小车稳态位移误差及其平方积分曲线分别如图 4.9 和图 4.10 所示。为分析 r 对负载小车稳态位移误差的影响，将不同 r 时，负载小车的稳态位移误差分布绘于图 4.11，相应的稳态误差统计特性参数如表 4.2。

图 4.8 表明，适当选择增益 r 可使系统获得比较好的跟踪性能。

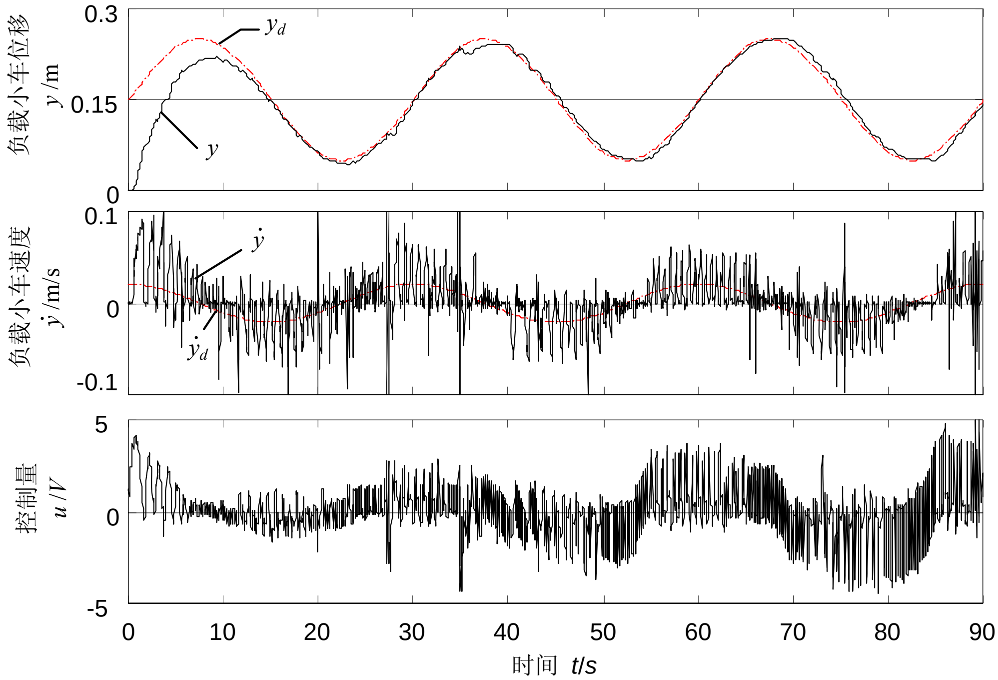
图 4.9~图 4.11 表明，r 即(ρ_0)选择得比较小时，负载小车稳态位移跟踪性能也比较好，这恰好验证了系统的 L_2 增益设计指标式$\|z(t)\|_T \le \rho_0 \|w(t)\|_T$。



(a)　$\rho_0 = r = 0.05$

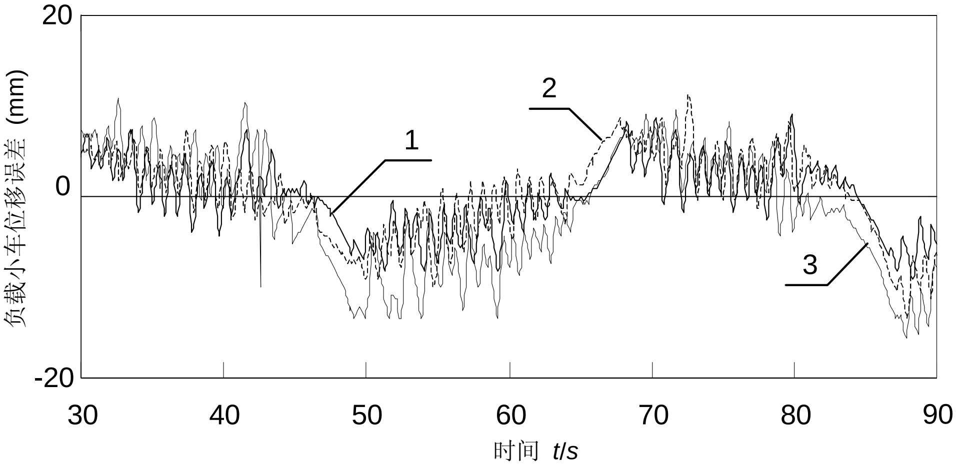


(b)　$\rho_0 = r = 0.1$



(c)　$\rho_0 = r = 0.2$

图 4.8 基于直接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法控制的系统跟踪响应和控制量



1 — $\rho_0 = r = 0.005$；　2 — $\rho_0 = r = 0.02$；　3 — $\rho_0 = r = 0.2$

图 4.9 基于直接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法控制的负载小车稳态位移误差

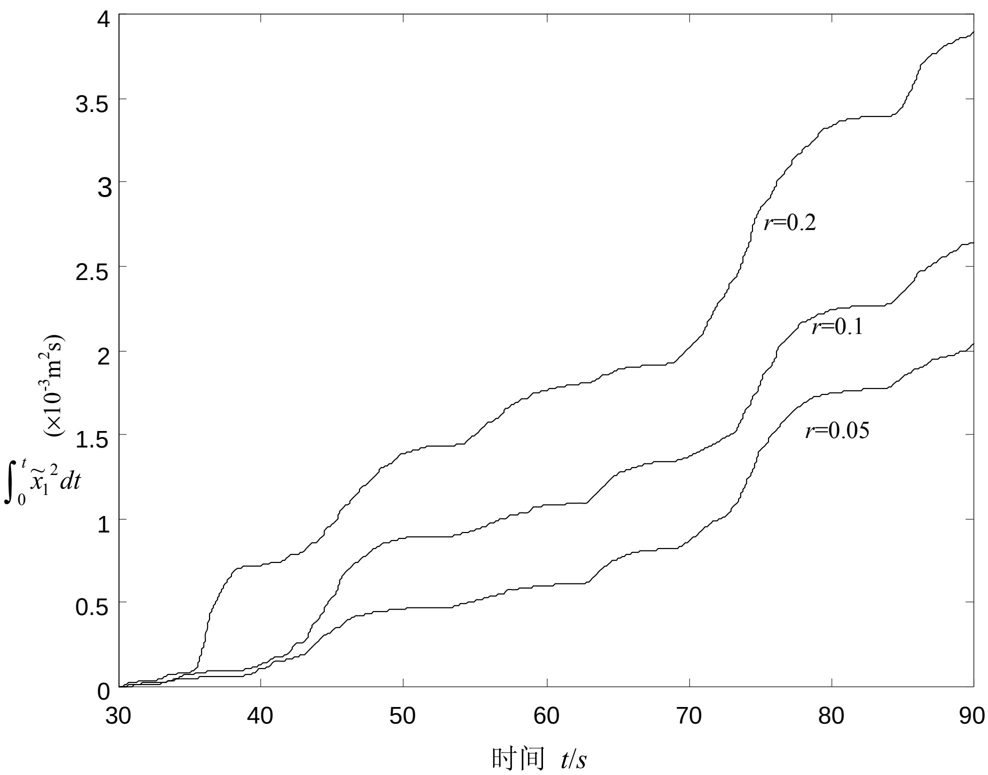
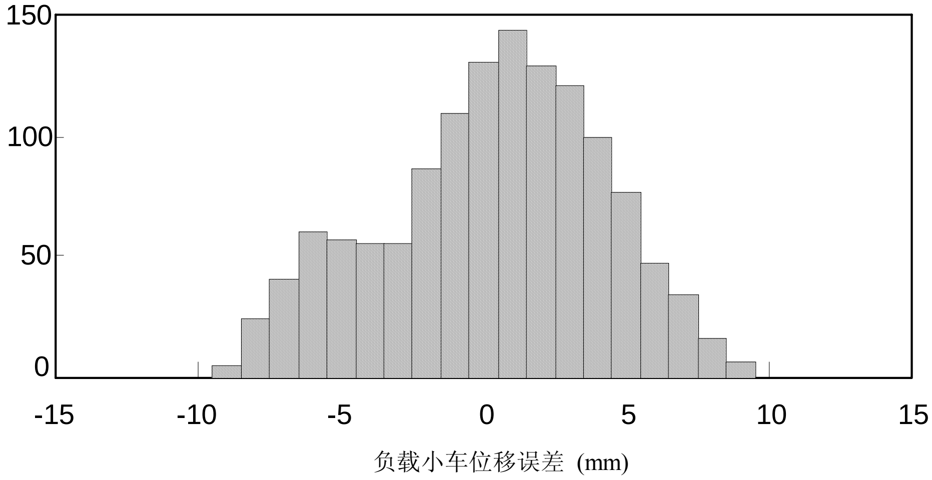
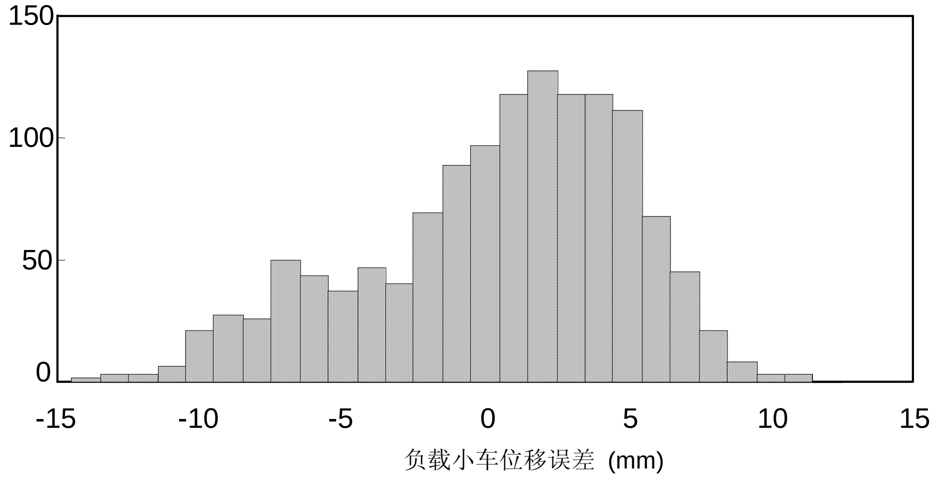


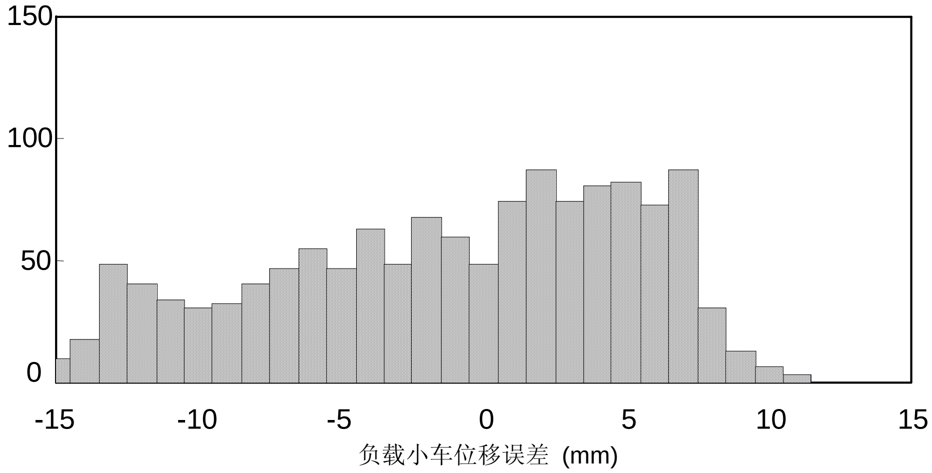
图 4.10 基于直接 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法控制的系统稳态误差平方积分



(a) $\rho_0 = r = 0.05$



(b) $\rho_0 = r = 0.1$



(c) $\rho_0 = r = 0.2$

图 4.11 基于直接 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法控制的负载小车稳态位移误差分布

表 4.2 基于直接 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法控制的负载小车稳态位移误差统计特性参数

r 的取值	峰峰值 (mm)	均值 μ_{ess} (mm)	标准差 σ_{ess} (mm)
0.05	18.4	0.32255	3.9
0.1	25	0.47788	4.6
0.2	26.5	1.2	6.4

4.5 本章小结

针对电液伺服系统，本章分别研究了基于间接自适应 DRFNNC 和直接自适应 DRFNNC 的系统 L_2 增益设计方法，两种设计方法均将 GAVSC 与 H_∞ 控制算法有机结合，即分别采用 GAVSC 和 H_∞ 控制对系统的在线估计误差和干扰进行处理，使系统对不确定性具有较强的鲁棒性，而对干扰具有 H_∞ 性能，即从干扰 $w(t)$ 到评价信号 $z(t)$ 的 L_2 增益小于指定值。

本章所研究的两种控制算法虽然都能获得满意的效果，但他们的应用条件是有区别的：

(1) 对于系统输入增益函数下界和系统模型公称参数已知，但系统的非线性、不确定性未知的对象，宜采用 4.3 节的基于间接接自适应 DRFNNC 的 L_2 增益设计方法。

(2) 对于系统模型的认知甚少，特别是系统参数完全未知，但具有相关控制规则的对象，宜采用 4.4 节的基于直接自适应 DRFNNC 的 L_2 增益设计方法。

第五章　电液伺服系统摩擦力的分部补偿算法

5.1 引言

运动控制系统中，摩擦力由于其为不可微非线性，且存在时变和不确定性等因素而使其成为影响控制特性的主要不定因素之一，因此获得广泛的研究。目前对摩擦力的补偿方法主要有两大类：一类是基于不同复杂程度的静态[152-154]或动态[175-177]参数模型的补偿方法，摩擦力模型的参数主要通过实验或在线辨识的方法获得，然后基于这一模型给出补偿算法，该类方法充分利用了对摩擦力的认识成果，但因摩擦力的时变本质非线性特性而具有一定的局限性；特别是在摩擦力与位置有关或存在其他具有较大影响的因素的场合，这种方法难以凑效[178]，另一类是基于神经网络等非参数模型的补偿方法[155-157]，该类方法用神经网络等非参数模型来在线估计非线性函数，但摩擦力的非光滑特性使得用神经网络等非参数模型对摩擦力整体进行估计具有争议性。

本章提出充分利用上述两者方法优势的摩擦力补偿方法，对 Bristle 动态摩擦力参数模型中的不同分量分别采用不同非参数模型在线估计，并采用不同的补偿措施进行补偿，以解决用一个模糊神经网络(FNN)对摩擦力整体进行补偿方法时，因摩擦力非光滑特性引起较大逼近误差的问题。5.2 节分析了摩擦力的数学描述；5.3 节给出了电液伺服系统摩擦力的分部补偿算法；5.4 节给出了摩擦力分部补偿算法的实验结果。

5.2 电液伺服系统摩擦力的数学描述

5.2.1 电液伺服系统中的摩擦力

电液伺服系统中的摩擦力主要是低速时的摩擦力，摩擦力的大小与系统中液压执行元件的结构、润滑形态、负载大小、速度以及运动的位置等因素有关。当负载一定时，常采用摩擦力与速度的关系，如图 5.1 所示。在边界润滑条件下，

摩擦力随速度增加呈下降特性，也叫负阻尼特性；而在液体润滑条件下，摩擦力随速度呈现上升特性，也叫正阻尼特性。对低速而言，产生重要影响的主要是边界润滑阶段的特性。

电液伺服系统中，摩擦力对系统性能的影响主要是：

1 摩擦过程本身激发的不平稳运动(即摩擦自激振动)，造成液压伺服系统的死区非线性，使系统的分辨率和重复精度降低。

2 摩擦力的波动和液体的可压缩性造成液压伺服系统低速时的爬行运动，也称粘-滑运动(Stick-Slip Motion)，使液压伺服系统的低速特性受到损害。

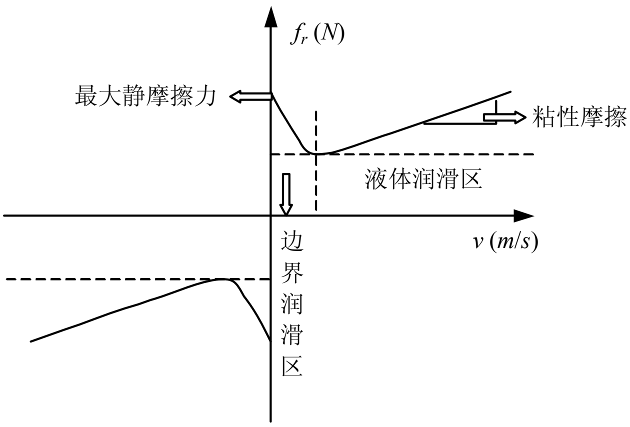


图 5.1 摩擦力与速度关系图

5.2.2 摩擦力模型

Armsrong-Helouvry[179], Canudas[180-181]等对摩擦力模型进行了广泛的研究，主要的方法是将摩擦力考虑为库仑摩擦、静摩擦、粘性摩擦和 Stribeck 效应等的线性组合，然而建立描述摩擦力准确特性的模型是困难的，因为摩擦力特性对不同的环境因素、负载的变化、温度、润滑状况以及机器的装配状态等比较敏感[182]。

图 5.1 描述的是摩擦力与速度的关系；但在许多实验中观察到的摩擦力特性不能仅仅用静态模型来描述，因为摩擦力有其内在的动态特性[183]，包括粘-滑运动，摩擦滞后(Friction Lag)，预滑移运动(Presliding Displacement)和变最大摩擦力(Varying Break-away Force)等特性。文献[153]提出的摩擦力动态模型适合于电液伺服系统摩擦力模型补偿的设计和应用，其数学模型为

$$F=\sigma_0 z+\sigma_1\dot{z}+\sigma_2\dot{y} \tag{5.1a}$$

$$\dot{z}=\dot{y}-\frac{|\dot{y}|}{h(\dot{y})}z \tag{5.1b}$$

$$z_s=h(\dot{y})\,\mathrm{sgn}(\dot{y}) \tag{5.1c}$$

$$h(\dot{y})=\frac{F_c+(F_s-F_c)e^{-(\dot{y}/\dot{y}_s)^2}}{\sigma_0} \tag{5.1d}$$

式中：y 为活塞和负载位移；z 为接触力的 bristle 平均偏差；z_s 为 z 的稳态值；F_c 为库仑摩擦力；F_s 静态摩擦力；$\dot{y}_s$ 为边界润滑摩擦临界速度(即 Stribeck 速度) ；σ_0，σ_1，σ_2 为一些未知的常数；设 ε=z-z_s，则式(5.1)表示的摩擦力可进一步表示为

$$F=\sigma_2\dot{y}+[F_c+(F_s-F_c)e^{-(\dot{y}/\dot{y}_s)^2}]\operatorname{sgn}(\dot{y})+\sigma_0\varepsilon[1-\frac{\sigma_1|\dot{y}|}{F_c+(F_s-F_c)e^{-(\dot{y}/\dot{y}_s)^2}}] \tag{5.2}$$

令 $f_d(\dot{x},\varepsilon)=\sigma_0\varepsilon[1-\frac{\sigma_1|\dot{y}|}{F_c+(F_s-F_c)e^{-(\dot{y}/\dot{y}_s)^2}}]/M$,M 为活塞和负载总质量；由于描述边界润滑摩擦过程中摩擦接触面相对变形的摩擦力内部状态变量 z 有界，显然 z_s 也有界[154]，因此 ε 有界，从而有

$$|f_d(\dot{y},\varepsilon)|=|\sigma_0\varepsilon[1-\frac{\sigma_1|\dot{y}|}{F_c+(F_s-F_c)e^{-(\dot{y}/\dot{y}_s)^2}}]/M|\le\Delta_1|\dot{y}|+\gamma_0 \tag{5.3}$$

式中：Δ_1 和 γ_0 为常数。

由式(5.2)可知，摩擦力模型中的不光滑函数项 $\operatorname{sgn}(\dot{y})$ 和 $|\dot{y}|$ 使得用神经网络、模糊系统或模糊神经网络(FNN)和 DRFNN 等逼近摩擦力模型整体是有争议的，故 Selmic 等[158]提出了能逼近分段连续函数的修正神经网络，然而其结果不能直接应用，因为 F 还包含不可测的状态变量 z。

考虑形位公差、表面光洁度的不均匀性和运动件振动状态对运动副间摩擦状态的影响，摩擦力不仅与速度有关，还与运动副间的位相对置和加速度有关，即摩擦力模型(5.2)中的 F_c 和 F_s 等项实际上是位移 y、速度 $\dot{y}$ 和加速度 $\ddot{y}$ 的函数，故该项用未知光滑函数 $Mf_r(y,\dot{y},\ddot{y})$ 替代，并将模型(5.2)进一步整理得

$$F=\sigma_2\dot{y}+Mf_r(y,\dot{y},\ddot{y})\operatorname{sgn}(\dot{y})+Mf_d(y,\dot{y},\ddot{y},\varepsilon) \tag{5.4}$$

5.3 电液伺服系统摩擦力的分部补偿算法

5.3.1 电液伺服系统摩擦力分部补偿算法

如考虑式(5.4)描述的动态不光滑非线性摩擦力，系统(3.10)便化为

$$\begin{cases}\dot{x}_1=x_2\\ \dot{x}_2=x_3\\ \dot{x}_3=f_0(\boldsymbol{x})+f_\Delta(\boldsymbol{x})+[g_0+g_\Delta(\boldsymbol{x})]u+f_r(\boldsymbol{x})\operatorname{sgn}(x_2)+f_d(\boldsymbol{x},\varepsilon)\end{cases} \tag{5.5}$$

将上述的仿射非线性系统(5.5)由三阶拓展到 n 阶，并用自适应动态递归模糊神经网络 $\hat{f}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})$ 、$\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})$ 和 $\hat{f}_r(x_1|\boldsymbol{\theta}_{fr})$ 分别逼近未知函数 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$、$g_\Delta(\boldsymbol{x})$和 $f_r(\boldsymbol{x})$；如模糊神经网络逼近误差和摩擦力中的 $f_d(\boldsymbol{x},\varepsilon)$ 项为零，则由反馈线性化综合出控制量为

$$u_c=\frac{-f_0(\boldsymbol{x})-\hat{f}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})-\hat{f}_r(x_1|\boldsymbol{\theta}_{fr})\operatorname{sgn}(\dot{x})+y_d^{(n)}+\boldsymbol{k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}}{g_0+\hat{g}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{g\Delta})} \tag{5.6}$$

$\boldsymbol{\theta}_{f\Delta}$($\boldsymbol{\theta}_{fr}$、$\boldsymbol{\theta}_{g\Delta}$)是可调参数 $\bar{y}^l_{f\Delta}$ 和 $\sigma^{i,j}_{f\Delta}$ ($\bar{y}^l_{fr}$ 和 $\sigma^{i,j}_{fi}$ 、 $\bar{y}^l_{g\Delta}$ 和 $\sigma^{i,j}_{g\Delta}$)的总和。为补偿模糊神经网络逼近误差和摩擦力中的 $f_d(\boldsymbol{x},\varepsilon)$ 项等的影响，增强系统的鲁棒性，仍然引入变结构控制量

$$u_s=-\hat{\boldsymbol{K}}^{\mathrm{T}}_{vsc}\boldsymbol{\varphi}\operatorname{sgn}(\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB})/\beta \tag{5.7}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{K}}_{vsc}$ 为变结构控制增益 $\boldsymbol{K}^*_{vsc}$ 的估计值。

则控制输入为

$$u=u_{\mathrm{c}}+u_{\mathrm{s}} \tag{5.8}$$

上面的分析表明，摩擦力分量 $\sigma_2\dot{y}$ 被看作是系统未知规律 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$的一部分，由模糊神经网络 $\hat{f}_\Delta(x_1|\boldsymbol{\theta}_{f\Delta})$ 估计，摩擦力分量 $f_r(\boldsymbol{x})$由模糊神经网络 $\hat{f}_r(x_1|\boldsymbol{\theta}_{fr})$ 估计，而摩擦力分量 $f_d(\boldsymbol{x},\varepsilon)$ 由变结构控制分量 u_s 予以补偿，故本章将这种摩擦力补偿方法称为摩擦力分部补偿算法。

5.3.2 电液伺服系统摩擦力分部补偿算法的稳定性分析

定理 5.1 考虑动态不光滑非线性摩擦力的动态系统(5.5)，采用由式(5.6)、(5.7)和(5.8)确定的控制量，且模糊神经网络的可调参数向量和变结构控制增益自适应律为

$$\dot{\theta}_{f\Delta}=-\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{\partial\hat{f}_\Delta}{\partial\theta_{f\Delta}} \tag{5.9}$$

$$\dot{\theta}_{fr}=-\boldsymbol{\Gamma}_{fr}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{\partial\hat{f}_r}{\partial\theta_{fr}} \tag{5.10}$$

$$\dot{\theta}_{g\Delta}=-\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}\frac{\partial\hat{g}_\Delta}{\partial\theta_{g\Delta}}u_c \tag{5.11}$$

$$\dot{\hat{\boldsymbol{K}}}_{vsc}=\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}|\boldsymbol{\varphi} \tag{5.12}$$

则动态系统(5.5)渐近稳定。

式中：$\Gamma_{f\Delta}>0$, $\Gamma_{fr}>0$，$\Gamma_{g\Delta}>0$, $\Gamma_{Kvsc}>0$ 为自适应增益矩阵，

证明：由 $\dot{e}_n=y_d^{(n)}-\dot{x}_n$ ，控制分量式(5.6)和系统(5.5)拓展后得到的 n 阶仿射非

线性系统可得误差动态方程

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{E}} = \boldsymbol{\Lambda E} + \boldsymbol{B}\{(\hat{f}_\Delta - f_\Delta{}^*) + (f_\Delta{}^* - f_\Delta) + (\hat{f}_r - f_r{}^*) + (f_r{}^* - f_r) \\ + [(\hat{g}_\Delta - g_\Delta{}^*) + (g_\Delta{}^* - g_\Delta)]u_c - (g_0 + g_\Delta)u_s\}\end{aligned} \tag{5.13}$$

设候选 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{fr}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{fr}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{fr} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\boldsymbol{\Phi}_{g\Delta} + \frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc} \tag{5.14}$$

式中：

$$\boldsymbol{\Phi}_{fr} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{fr} - \boldsymbol{\theta}_{fr}^*$$

且有

$$\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{fr} = \dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_{fr}$$

考虑

$$\hat{f}_r - f_r{}^* = \boldsymbol{\Phi}_{fr}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{f}_r}{\partial \boldsymbol{\theta}_{fr}} + o(\boldsymbol{\Phi}_{fr}{}^2) \qquad |f_r{}^* - f_r| \le w_{fr} \qquad \varepsilon_{fr} = |o(\boldsymbol{\Phi}_{fr}{}^2)| + w_{fr}$$

则 V 沿动态方程(5.13)的时间微分为

$$\begin{aligned}\dot{V} &= \frac{1}{2}\dot{\boldsymbol{E}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE} + \frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\dot{\boldsymbol{E}} + \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{f\Delta} + \boldsymbol{\Phi}_{fr}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{fr}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{fr} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\boldsymbol{\Phi}}_{g\Delta} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc} \\ &\le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE} + \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}[\varepsilon_{fd} + \varepsilon_g|u_c| + \varepsilon_{fr}\operatorname{sgn}(\dot{y}) + \Delta_1|\dot{y}| + \gamma - gu_s] + \\ &\quad \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}[\boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{f}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{f\Delta}} + \boldsymbol{\Phi}_{fr}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{f}_r}{\partial \boldsymbol{\theta}_{fr}}\operatorname{sgn}(\dot{y}) + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\frac{\partial \hat{g}_\Delta}{\partial \boldsymbol{\theta}_{g\Delta}}u_c] + \\ &\quad \boldsymbol{\Phi}_{f\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{f\Delta}^{-1}\dot{\theta}_{f\Delta} + \boldsymbol{\Phi}_{fr}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{fr}^{-1}\dot{\theta}_{fr} + \boldsymbol{\Phi}_{g\Delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{g\Delta}^{-1}\dot{\theta}_{g\Delta} + \tilde{\boldsymbol{K}}_{vsc}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}\end{aligned} \tag{5.15}$$

设 $\boldsymbol{K}_{VSC}^* = [\varepsilon_{fd} + \gamma \quad \varepsilon_g \quad \varepsilon_{fr} \quad \Delta_1]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\varphi} = [1 \quad |u_c| \quad \operatorname{sgn}(\dot{y}) \quad |\dot{y}|]^{\mathrm{T}}$，且将自适应律(5.9)、(5.10)、(5.11)代入上式，则得：

$$\dot{V} \le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE} + \boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PB}[\boldsymbol{K}_{VSC}^*{}^{\mathrm{T}}\varphi - gu_s] + \tilde{\boldsymbol{K}}_{VSC}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_{VSC}^{-1}\dot{\tilde{\boldsymbol{K}}}_{vsc}$$

设 $g \ge \beta > 0$，并代入变结构控制分量(5.7)和自适应律(5.12)得：

$$\dot{V} \le -\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE}$$

因此，由 Lyapunov 稳定性理论得动态系统(5.5)渐近稳定。

定理得证。

5.3.3 可调参数漂移的抑制

抑制辨识 $f_\Delta(\boldsymbol{x})$ 的 DRFNN 网络参数漂移的算法与 3.5.3 节中相关算法一致。

辨识$f_r(\boldsymbol{x})$的 DRFNN 的网络参数自适应律与辨识$f_\Delta(\boldsymbol{x})$的 DRFNN 的网络参数自适应律相似，只要将有关抑制辨识$f_\Delta(\boldsymbol{x})$的 DRFNN 网络参数漂移的算法中的f_Δ换成f_r即可。

抑制辨识$g_\Delta(\boldsymbol{x})$的 DRFNN 网络参数漂移的算法与 3.5.3 节中相关算法一致。

抑制辨识$\hat{\kappa}$的算法也与 3.5.3 节中相关算法一致。

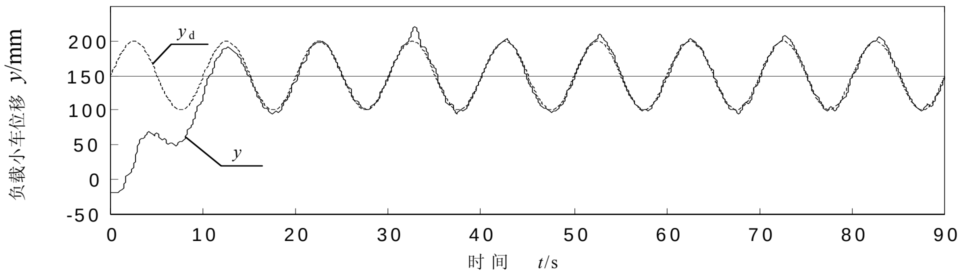
5.4 实验结果分析

为验证本文的摩擦力分部补偿算法的有效性，针对如图 3.1 所示的液压位置伺服系统进行了实验研究，与第三章中用 DRFNN 将摩擦力和其他未知部分作为整体进行估计的算法，就负载小车稳态位移误差方面进行了比较。

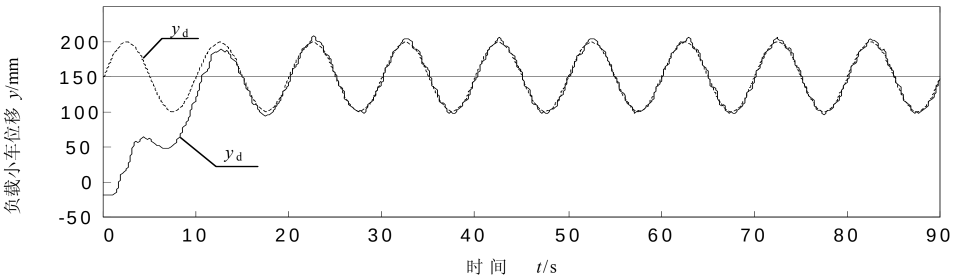
实验中，控制周期 T=40ms；m=3；$\boldsymbol{k}$=[100,28,6]^T；$\boldsymbol{Q}$=diag(100, 100,100), 在实验过程中，由于使用增量式同步感应器，为便于定位，取测试系统的零点为油缸的一个极限位置，但考虑阀控对称缸系统的对称性，一般取油缸的中点作为系统的原点，因此实验中将负载小车的实际位移值减去 150mm 后作为 DRFNN 的输入变量x_1，其期望轨迹$y_d(t)$也作相应的处理，因此隶属函数中心值$\bar{x}_1^{\#}(0)$=[-0.2，0，0.2]；β= $g_0(\boldsymbol{x})$=1.1476×10^6，$f_0(\boldsymbol{x})$=[0, –1.42×10^5,–16.92]$\boldsymbol{x}$，变结构控制增益相关参数为σ_{Kvsc}=50，$\boldsymbol{K}_{vsc}(0)$=[1.6×10^4,10^4,0, 0]^T，$\boldsymbol{\Gamma}_{Kvsc}$=diag(2×10^4,2×10^4, 2×10^4，2×10^4)；$\boldsymbol{x}(0)$=[0,0,0]^T，y_d=150+50sin(0.2πt) mm 时，交替使用本章的摩擦力分部补偿算法和 3.5 节中的摩擦力整体补偿算法对系统进行控制，系统跟踪轨迹如图 5.2。20 秒后系统的稳态误差如图 5.3，其相应的稳态误差分布如图 5.4 和图 5.5 所示。

图 5.2~图 5.5 表明，本章提出的摩擦力分部补偿算法使系统具有更好的稳态精度，特别是在跟踪信号的幅值处，即系统摩擦力产生不光滑特性且不确定性严重的零速度附近。

为分析系统稳态误差的统计规律，上述两种算法多次交替实验获得的稳态误差特征参数如表 5.1。表 5.1 清楚地表明，摩擦力分部补偿算法可使系统稳态误差的均值、标准差和峰-峰值均比采用摩擦力整体补偿算法小，因此采用摩擦力分部补偿算法可使系统具有更高的精密度。

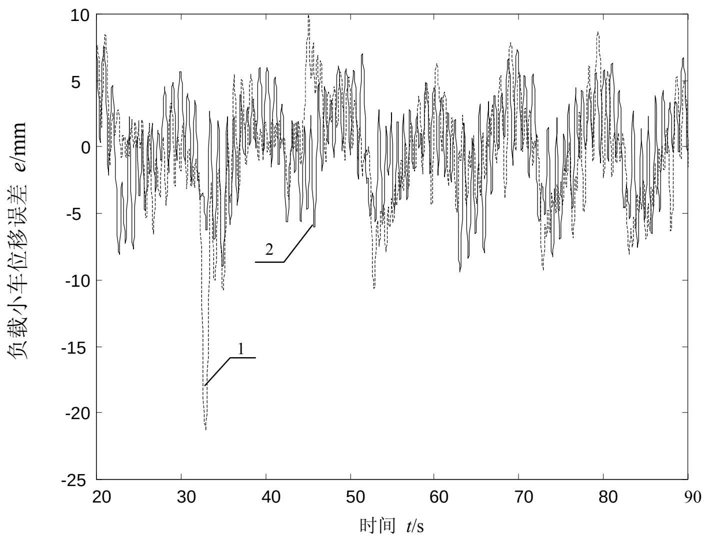


(a) 摩擦力采用整体补偿算法



(b) 摩擦力采用分部补偿算法图

图 5.2　不同摩擦力补偿算法控制的系统跟踪响应



1 —— 摩擦力整体补偿;　2 —— 摩擦力分部补偿

图 5.3 不同摩擦力补偿算法控制的系统稳态误差

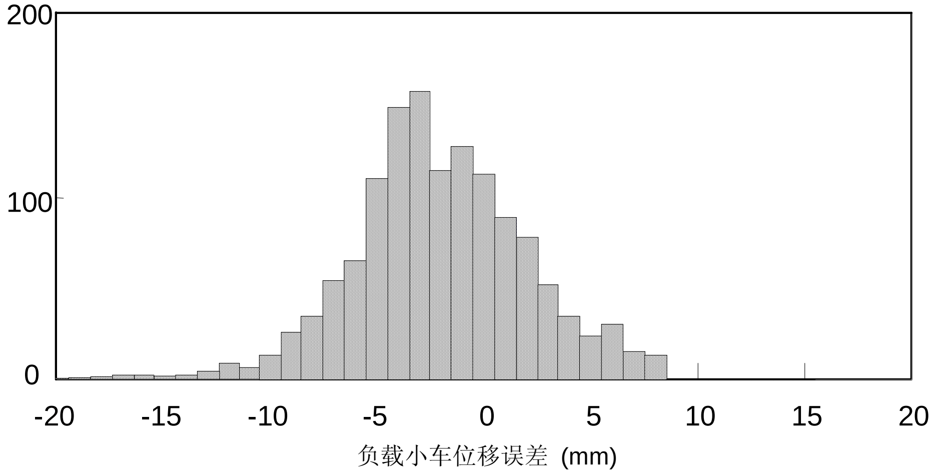


图 5.4 摩擦力整体补偿时，负载小车位移稳态误差分布

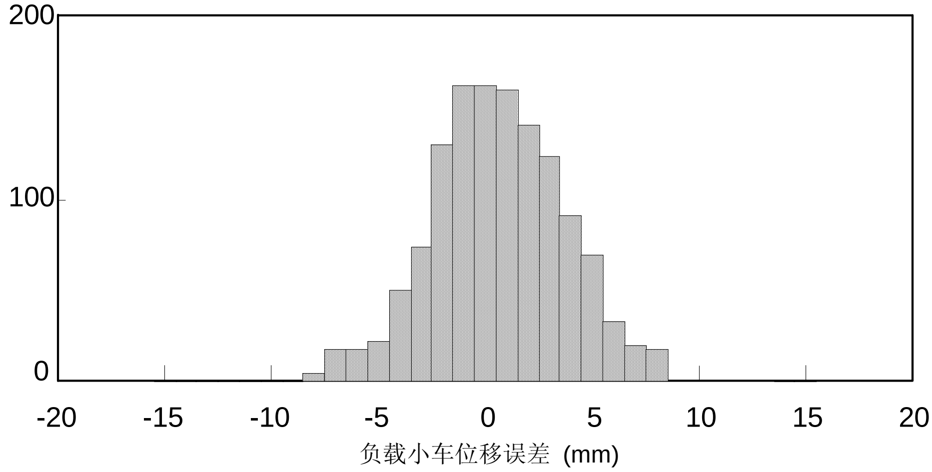


图 5.5 摩擦力分部补偿时，负载小车位移稳态误差分布

表 5.1 负载小车位移稳态误差的特征参数

实验次数	补偿算法	均值 μ_{ess} (μm)	标准差 σ_{ess} (mm)	峰峰值(mm)
1	整体	593.4	3.9	28.4
	分部	-45.491	3.2	16.2
2	整体	-1500	3.9	23.4
	分部	381.21	3.1	20.6
3	整体	491.8	4.2	31.3
	分部	18.218	3.6	17.0
4	整体	202.19	5.0	42.6
	分部	112.31	3.5	18.5
5	整体	-126.11	4.0	26.5
	分部	101.27	3.0	17.8

5.5 本章小节

本章着重对影响电液伺服系统稳态精度的主要因素——摩擦力进行了详细的分析，并提出了相应的摩擦力分部补偿算法，该算法对摩擦力的不同分量分别采用不同的方法进行补偿，克服了传统的采用 DRFNN 对摩擦力整体进行补偿方法时，因摩擦力不光滑特性引起的较大逼近误差和其他不确定性带来的较大稳态误差，从而使系统具有更高的精密度。

第六章 巨型模锻液压机平衡校正系统的鲁棒控制

6.1 引言

300MN 模锻水压机是目前我国，也是亚洲最大的模锻液压机，是我国基础建设和国防的关键设备，为我国的经济发展和国防建设起到了不可估量的作用。模锻液压机在工作时，模锻零件各部位几何形状、温度差别及其他原因使锻件变形抗力的合力往往偏离压机的中心线，产生导致活动横梁倾斜的倾覆力矩，此力矩如不进行平衡，其绝大部分将传递给液压机的框架，如框架抗倾斜刚度较小，动梁产生的倾斜就很大，影响锻件尺寸精度。为生产高精度的锻件，必须对倾覆力矩进行平衡以使活动横梁的倾斜度控制在精度允许的范围内[184]。

模锻液压机平衡校正系统的作用是防止活动横梁在倾覆力矩的作用下发生倾斜而使其基准面的水平度保持在较高的精度范围内，这不仅会提高锻件的尺寸精度，还会改善压机框架的受力状态，延长压机本体和模具的使用寿命，因此平衡校正系统对于模锻液压机是必不可少的，它是模锻液压机区别于自由锻液压机的重要标志。

由于倾覆力矩的大小和方向均随压机加压过程而变化，因此动梁的平衡校正系统必须是一个自动调节系统[185]。但它与一般自动调节系统相比还有其特殊性，这主要体现在：

1) 系统平衡能力及机构庞大。由于模锻液压机的吨位通常为数万吨级，在模锻复杂形状零件时可能出现数百毫米的偏心距，因此平衡校正系统必须具有万吨米级力矩的平衡能力，这比一般自动调节系统的负载能力要高得多。不言而喻，具有如此大负载能力的系统，其机构也是相当庞大的。

2) 稳态精度高。平衡校正系统的精度指的是动梁基准面的水平度，其精度与锻压设备通过切削加工所得到的导滑表面平行度相当。至于超调量及过渡过程时间等动态品质，由于系统在达到稳态前不出产品可不过分要求，但从确保锻件尺寸精度及压机设备安全考虑也不宜过低。

3) 平衡校正系统的作用是使压机动梁的基准面保持水平，因此它是一个相对位置控制的自动控制系统。众所周知，为使一个面保持水平，必须使此面内相交的两条线保持水平才能实现，因此它是一个两维空间的控制问题，并分别用一套

液压伺服系统对每个对角的水平度进行控制。

本章首先充分分析 300MN 模锻水压机平衡校正系统的工作原理，并将其作为本文提出的典型电液伺服系统鲁棒控制算法的应用实例，给出了仿真分析结果。6.2 节详细分析了 300MN 模锻水压机平衡校正系统的工作原理，6.3 节给出了 300MN 模锻水压机平衡校正系统的数学模型，6.4 节给出了 300MN 模锻水压机平衡校正系统鲁棒控制的仿真结果。

6.2 巨型模锻液压机平衡校正系统工作原理

平衡校正系统的主要功能是当压机的动梁受到偏心锻造所产生的倾覆力矩作用时，通过系统的自动控制，使系统的执行机构给动梁施加一平衡力矩，以平衡掉偏心力矩，且通过调节使动梁保持水平状态。

世界各国的模锻液压机采用着各不相同的平衡校正系统，但从平衡力矩产生的方式来进行系统的分类，可分为封闭型系统、节流型系统和补偿型系统三种基本类型，尚有这三类的混合型，但最基本的是这三类，有关这三类系统的详细讨论见文献[185]。我国 300MN 模锻液压机采用的是补偿型平衡校正系统，图 6.1 所示为本文作者对其进行改造后的系统原理图。

6.1 图所示的平衡校正系统中，同步缸压力的增加是依靠补偿而来的液体而不是如封闭型系统依靠动梁倾斜所造成的同步缸容积的变化，因此与封闭型的系统相比，补偿型系统平衡精度有了很大的提高。另外补偿型的系统中，由同步缸作用在动梁上的力是一对力偶，在压机垂直方向上的合力为零，因此对主缸产生的锻压力毫无影响，可以保证主缸吨位的充分发挥。补偿型系统尽管配置了一套液压装置，在工作时要向同步缸需增压的腔注入压力油，但由于是容积控制，所用的油量仅是同步缸增压所要求的压缩量，数量很小。

前已述及，补偿型平衡校正系统的工作实质是通过系统向需要增加压力的同步缸相应腔注入油液，而让需要减压的腔排除油液或使其封闭，完成此控制要求的液压控制元件主要有三种，即伺服阀、比例阀及开关阀。

伺服阀是液压自动调节系统中应用广泛的控制元件，其突出的优点是阀自身的固有频率很高，有可能使整个系统具有较好的频率响应。其缺点是对所用工作介质之过滤精度要求较高，使用中较为娇气，价格昂贵，同时油源压力利用率低。模锻液压机平衡校正系统作为一个定值控制系统主要考虑负载干扰对系统的影

响，而模锻液压机的工艺特点是加载速度较慢，即负载变化频率较低因此压机对

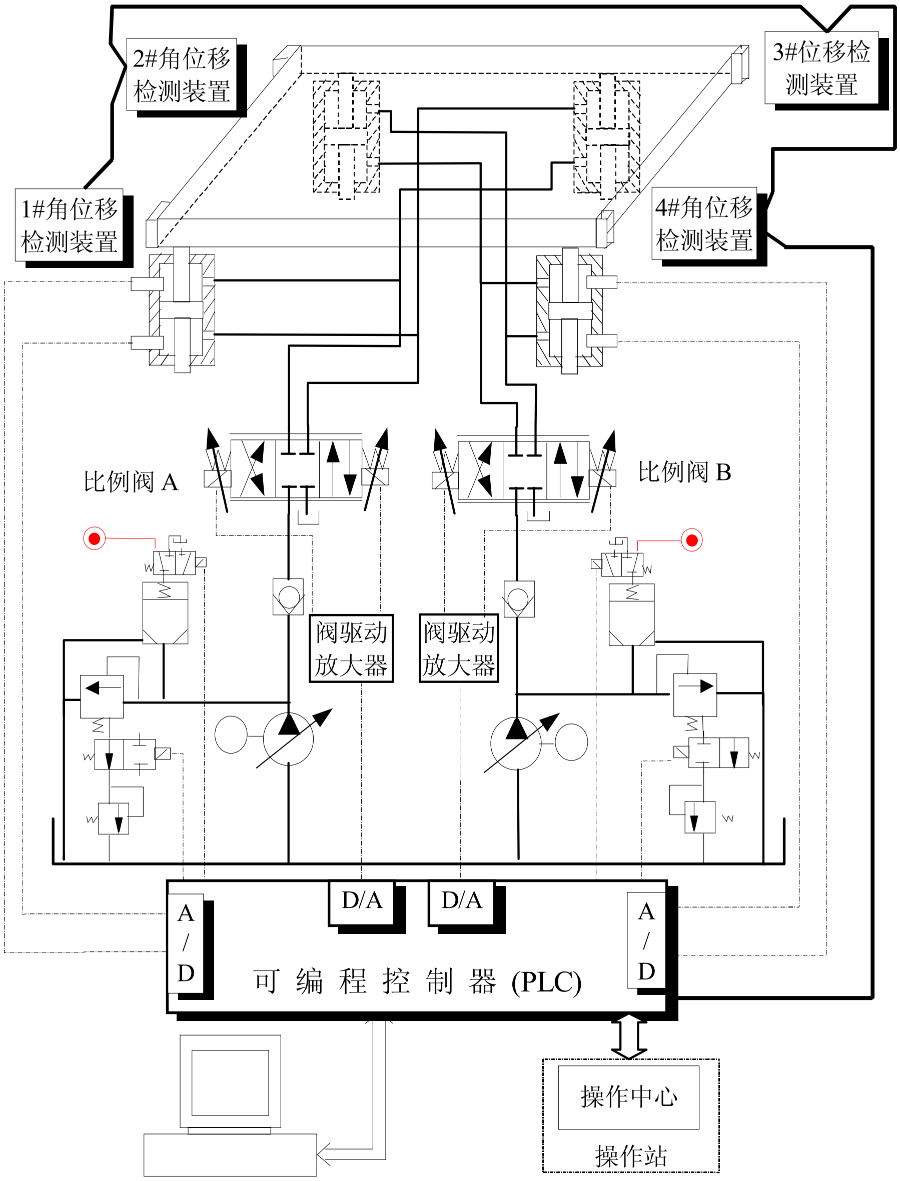


图 6.1 平衡校正系统原理

平衡校正系统的频宽要求较低，采用伺服阀无疑是“大材小用”。不仅如此，其缺点却表现突出，如同步缸最大负载油压往往高达 20MPa 以上，则使系统达到最高效率的伺服阀入口的油压将达到 30MPa，系统要求的最大流量又很大（数百升/分），不仅动力装置庞大，油液的发热也相当严重，因此平衡校正系统中采用伺服阀作为控制元件是不合适的。

采用开关阀的控制方案使整个系统成为具有继电特性的非线性系统。其优点是系统结构简单，动态偏差小，所用一切元件通用且价格低廉，使用与维护的要求和一般的液压系统相同。其缺点是系统呈继电特性，从而使系统在系统调节过程中出现余差较大、因补偿过度而引起动梁在水平面附近的震荡和加载速度缓慢时系统多次补偿操作引起的液压系统冲击等诸多问题。

电液比例流量阀是一种介于伺服阀和开关阀之间的液压控制元件，它具有对通过的流体介质的方向和流量大小进行调节的功能，同时其对流体的要求和压力损失又与普通的开关液压系统接近，因此比较适合于模锻液压机平衡校正系统的自动调节场合，改造后系统运行的实践表明，采用比例阀的方案是合适的。

改造后系统的工作原理如下：在对角检测点通过磁致伸缩位移传感器检测动梁的垂直位移，并通过 PROFIBUS 总线将各角的位移值送到 PLC，某一对角检测点的位移差就是动梁该对角的水平度偏差。如果图 6.1 中 1#角相对其对角 3#角低，则比例阀 A 在控制器的作用下左工位接入液压回路，其开口大小由控制器根据水平度偏差大小计算出的控制量 u 控制，此时 1#角同步缸下腔和 3#角同步缸上腔进油，而 1#角同步缸上腔和 3#角同步缸下腔连通油箱，从而 1#角同步缸上移，3#同步缸下移，使 1#角和 3#角之间的对角线趋于水平；如 1#角相对其对角 3#角高，则调节过程相反。2#角和 4#角之间水平度的调节与 1#角和 3#角间水平度的调节类似。

6.3 巨型模锻液压机平衡校正系统的数学描述

由于 300MN 模锻液压机平衡校正系统两对角的电液伺服系统相同，因此首先考虑对角 1 的电液伺服系统，其公称数学模型为如下三个方程描述的三阶系统。

比例阀的流量方程为

$$Q=K_q u \tag{6.1}$$

式中：K_q 为比例阀流量增益，且 $K_q = K_v\sqrt{\dfrac{2(p_s - p_1)}{\rho}}$，$u$ 为输入到比例阀驱动器的电压，K_v 为阀的结构和电气参数等确定的常数。

由同步缸补液腔和非补液腔连续方程确定的方程

$$\frac{d(p_1 - p_2)}{dt} = \frac{\beta_e}{V}(Q + 2AL\frac{d\varphi}{dt}) \tag{6.2}$$

式中：A 为同步活塞缸的有效作用面积；L 为两对角同步缸中心矩；V 为同步缸交叉连接腔(包括管道)的总容积；φ_1 为活动横梁对角 1 倾斜角位移，顺时针为正；p_1 补液腔压力；p_2 非补液腔压力。

活动横梁的力平衡方程

$$J\ddot{\varphi}_1 + B\dot{\varphi}_1 + K_Q\varphi_1 = [1-\mathrm{sgn}(\dot{\varphi})b]Fe_y - 2AL(p_1 - p_2) + f_{2,1} \tag{6.3}$$

式中：J 为活动横梁转动惯量； B 粘性阻尼系数；K_Q 框架刚度系数；F 锻造力；e_y 锻造偏心力矩；b 为主缸密封当量摩擦力矩系数。

由于制造和装配误差，使得两对角线的中点互不在对方的中点，则其相互作用力相对对方的中心产生一力矩，从而使得两对角线之间通过作用力产生耦合，而耦合力的大小与对方的倾斜度的大小、平衡校正系统的结构参数和系统制造安装误差等因素有关，而这些影响因素又具有很大的不确定性。为此，在式(6.3)中用 $f_{2,1}$ 表示对角 2 对其施加的耦合力矩。

由式(6.2)和(6.3)得

$$J\dddot{\varphi} + B\ddot{\varphi} + K\dot{\varphi} = [1-\mathrm{sgn}(\dot{\varphi})b]\frac{dF}{dt}e_y - \frac{2AL\beta_e^{'}}{V}Q \tag{6.4}$$

式中：$K = K_{\mathrm{Q}} + K_{\mathrm{T}} = K_{\mathrm{Q}} + \dfrac{4A^2L^2\beta_e^{'}}{V}$，$\beta_e^{'}$ 为考虑工作流体压缩与活塞杆变形的总和弹性系数。

取 $\boldsymbol{x}_1 = [x_{11} \quad x_{12} \quad x_{13}]^{\mathrm{T}} = [\varphi_1 \quad \dot{\varphi}_1 \quad \ddot{\varphi}_1]^{\mathrm{T}}$，并考虑系统未知规律部分，模锻液压机平衡校正系统对角 1 的状态空间模型为

$$\begin{cases} \dot{x}_{11} = x_{12} \\ \dot{x}_{12} = x_{13} \\ \dot{x}_{13} = f_0(\boldsymbol{x}_1) + f_\Delta(\boldsymbol{x}_1) - [g_0 + \Delta g(\boldsymbol{x}_1)]u + d_1(t) \end{cases} \tag{6.5}$$

式中：$f_0(\boldsymbol{x}_1) = -\dfrac{K}{J}x_{12} - \dfrac{B}{J}x_{13}$ 为系统公称参数确定的已知规律部分；$g_0 = \dfrac{2AL\beta_e}{JV}K_{q0}$，$K_{q0}$ 为负载压力为额定值时，比例阀的流量增益，故 g_0 也是系统的已知规律部分；$f_\Delta(\boldsymbol{x}_1)$包括参数不确定性、线性化带来的建模误差和未建模动态等的未知函数；负载干扰 $d_1(t) = \dfrac{1}{J}[1-\mathrm{sgn}(\varphi_1)b]\dfrac{dF}{dt}e_y + \dfrac{1}{J}\dfrac{df_{2,1}}{dt}$；$g_\Delta(\boldsymbol{x}_1)$为负载压力和负载干扰变化引起的比例阀流量增益的变化量，即 $g_\Delta(\boldsymbol{x}_1)$为函数 $K_q = K_v\sqrt{\dfrac{2(p_s - p_1)}{\rho}}$ 在存在负载压力和负载干扰变化时相对于 K_{q0} 的变化量。

同理可得模锻液压机对角 2 的数学模型为，

$$\begin{cases}\dot{x}_{21}=x_{22}\\ \dot{x}_{22}=x_{23}\\ \dot{x}_{23}=f_0(\boldsymbol{x}_2)+f_\Delta(\boldsymbol{x}_2)-[g_0+\Delta g(\boldsymbol{x}_2)]u+d_2(t)\end{cases} \tag{6.6}$$

式中：$\boldsymbol{x}_2=[x_{21}\quad x_{22}\quad x_{23}]^{\mathrm{T}}=[\varphi_2\quad \dot{\varphi}_2\quad \ddot{\varphi}_2]^{\mathrm{T}}$；$d(t)=\dfrac{1}{J}[1-\mathrm{sgn}(\dot{\varphi}_2)b]\dfrac{dF}{dt}e_y+\dfrac{1}{J}\dfrac{df_{1,2}}{dt}$。

可见，同步平衡校正系统的数学模型是两个具有耦合作用的子系统组成的。

6.4 仿真分析

本节主要将本文的间接自适应 DFRNNC 应用于 300MN 模锻液压机平衡校正系统对角 1 的控制。仿真时所用的参数值如表 6.1 所示，粘性阻尼系数 B 由

$$B=2\xi\sqrt{J(K_{\mathrm{Q}}+K_{\mathrm{T}})}$$

计算；比例阀的流量方程采用非线性模型

$$Q=K_v\sqrt{\frac{2(p_s-p_1)}{\rho}}u$$

其中 Kv 由阀的参数确定，当上式中所有物理量均采用国际单位制时，其值为 8.6402×10-6；而对角 2 对对角 1 的耦合力矩 f2,1 在仿真中被看成是对角 1 存在的不确定性，在仿真中在偏心距中予以考虑，并考虑为

$$e_y=0.4+0.02\sin(10\pi t)$$

以此来分析本文的鲁棒控制算法对非线性和不确定性等因素的补偿效果。

用于估计 DRFNN 被调参数σ和 $\bar{\boldsymbol{y}}_{\#}^{l}$ 的相关量的物理意义明确，故参数向量的调整范围可由平衡校正系统的机械结构、液压动力机构和液压元件等的参数确定，经反复调试，其值如表 6.2。m=3；$\boldsymbol{k}$=[120 6 128]$^{\mathrm{T}}$，Q=$diag$(50 90 45),隶属函数中心值 $\bar{x}_{11}^{f\Delta}(0)=\bar{x}_{11}^{g\Delta}(0)=[-0.0015,0,0.0015]$，结构层权值 $\boldsymbol{w}_{f\Delta}^{1}$ 和 $\boldsymbol{w}_{g\Delta}^{1}$ 各元素初值可设为零，M_{wf}=5，M_{wg}=1，$\gamma_{f\Delta}$=2, $\gamma_{g\Delta}$=0.5；β=$g_0(\boldsymbol{x}_1)$=0.21，$f_0(\boldsymbol{x}_1)$=[0 –1.2192×10^3 –15.902]$\boldsymbol{x}$；模锻液压机的加载时间为 3 秒，即主缸加载力从 0N 匀速上升到 300MN 所用的时间为 3 秒。初始状态为 $\boldsymbol{x}_1(0)$=[0 0 0]$^{\mathrm{T}}$ 时，系统仿真结果如图 6.2 和图 6.3 所示。

表 6.1 平衡校正系统参数值

参　　数		参数公称值	单位
油源压力	p_s	20×10^{6}	N/m^2
比例阀公称流量增益	K_{q0}	8.64×10^{-6}	m^3/V
总和弹性系数	β_e	6.18×10^{8}	Pa
交叉连接同步缸总容积	V	1.127	m^3
同步缸有效作用面积	A	0.5105	m^2
空载时动梁的转动惯量	J_0	2.86×10^{-7}	$N\cdot m\cdot s^2$
加载时动梁的转动惯量	J	5.84×10^{-7}	$N\cdot m\cdot s^2$
同步缸中心距	L	10	m
主缸密封当量摩擦力矩系数	b	0.063	
动梁转动相对阻尼系数	ξ	0.6	
最大偏心距	e_y	0.4	m
模锻液压机额定吨位	F_L	3×10^{8}	N
加载时框架刚度系数	K_Q	1.42×10^{10}	N·m/rad
空载时框架刚度系数	K_{Q0}	1.5×10^{9}	N·m/rad
加载时同步缸的封闭刚度	K_T	5.7×10^{10}	N·m/rad
空载时同步缸的封闭刚度	K_{T0}	2.85×10^{10}	N·m/rad
流体介质密度	ρ	860	Kg/m^3

表 6.2 用于估计 DRFNN 参数的相关量

估计量	上　限	下　限	初始值	自适应率	$\delta\times10^{-3}$ rad
$\boldsymbol{\sigma}_{1,j}^{f\Delta}$	0.15×10^{-3}	0.05×10^{-3}	0.1	10	0.01
$\boldsymbol{\sigma}_{1,j}^{g\Delta}$	0.15×10^{-3}	0.05×10^{-3}	0.1	10	0.01
$\bar{\mathbf{y}}_{f\Delta}^{l}$	10	-10	0	500	0.5
$\bar{\mathbf{y}}_{g\Delta}^{l}$	0.365	0	0	50	0.05

表中 j=1, 2 ,…, M；l=1,2,…, M^n

图 6.2 表明首次加压时，自适应 DRFNN 首次对系统进行学习，因此在系统加压过程结束后，活动横梁向水平位置校正的过程中，有较大的超调。从第二次加压开始，活动横梁的在加压过程初期的振荡程度明显减弱，虽然，其动态偏差较第一次大，但此时并不出产品，故其对产品的最终精度没有影响，且加压过程结束后，活动横梁向水平位置校正的过程中，基本上没有超调，稳态精度也有很大提高。

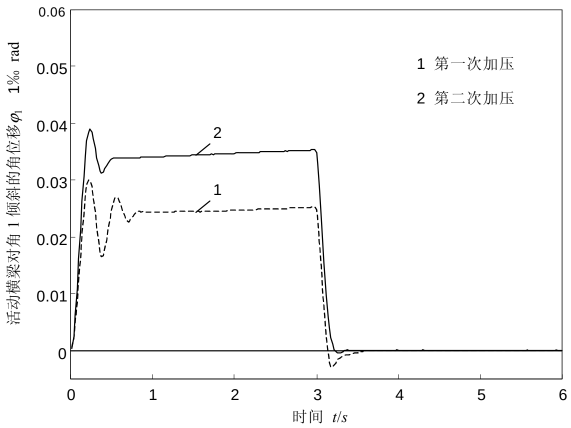


图 6.2 第一次和第二次加压过程中，活动横梁的响应曲线

图 6.3 表明，在动态特性和稳态精度等方面，基于间接自适应 DRFNNC 对模锻液压机平衡校正系统的控制效果均优于比例控制，且比例系数（比例阀控制电压与活动横梁倾斜角位移φ之间的比值）超过一定值时，活动横梁在向水平位置校正的过程中开始出现振荡，这是偏心距变化引起的结果，说明了 PID 控制由于缺乏对不确定性的估计而不能对其进行补偿。

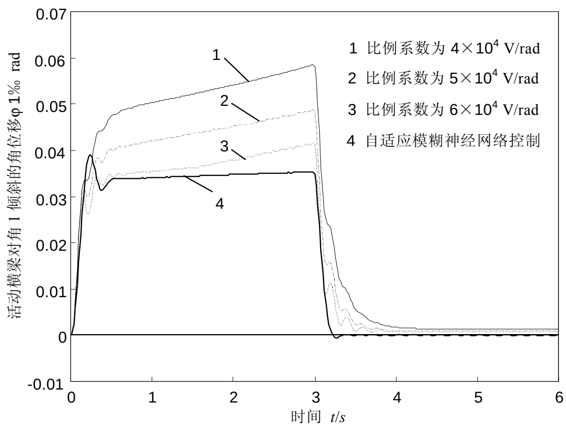


图 6.3 比例控制与自适应 DRFNNC 的控制效果比较

6.5 本章小结

本章着重对我国 300MN 模锻水压机平衡校正系统的鲁棒控制问题进行了研究，结果表明：基于自适应 DRFNN 辨识的鲁棒算法可使模锻液压机平衡校正系统在动态特性和稳态精度都获得比较满意的效果。

第七章 结论与展望

电液伺服系统由于自身的诸多优点和特性，有着广泛的研究、发展和应用前景。本文以此类系统为主要研究对象，研究了电液伺服系统的动态递归模糊神经网络辨识与鲁棒控制的有关问题。

在传统自适应模糊神经网络系统的基础上，提出了一种新型的动态递归模糊神经网络，并基于动态递归模糊神经网络对动态非线性函数的辨识，结合自适应、变结构控制和 H_∞控制等现代鲁棒控制理论和方法，对电液伺服系统的鲁棒控制理论和方法进行了系统的研究，为电液伺服系统鲁棒控制理论的发展做出了一些应做的贡献。通过几年的努力，获得了如下的主要结论。

1、对于动态系统的辨识，动态模糊神经网络比静态模糊神经网络具有更高的辨识精度，因此发展和完善动态模糊神经网络的理论方法是高精度动态系统辨识与控制的必需。

2、充分利用自适应动态模糊神经网络对动态非线性映射辨识精度高的特点，可使系统通过自适应动态模糊神经网络辨识后的不确定性即二次不确定性大为减小，同时利用变结构控制增益的自适应调节功能，一方面可以增强系统的鲁棒性，另一方面又使系统的颤振现象得到有效地抑制。

3、变结构控制对系统参数和结构的不确定性具有较强的鲁棒特性，而 H_∞控制则对外界干扰输入具有较强的抑制效果。在鲁棒控制系统的设计中，应充分利用两者的优势，将其有机地结合起来，可使系统获得期望的性能指标。

4、不论是动态模糊神经网络还是静态模糊神经网络，在辨识非光滑函数时都可能产生较大的误差，而电液伺服系统中存在的摩擦力是具有非光滑特性的，从而使得采用一个模糊神经网络对其整体进行辨识时会产生较大的辨识误差，因此在考虑摩擦力的补偿时，充分考虑摩擦力不同组成部分的特点，采用不同的策略分别进行补偿比将摩擦力作为一个整体进行考虑要有更好的效果。

5、作为电液伺服系统鲁棒控制问题的一个应用实例，300MN 模锻液压机平衡校正系统在采用本文提出的鲁棒控制算法进行控制时，结果表明：无论在动态特性还是稳态精度都优于传统的 PID 控制。

当然，已有的工作中尚存在不足和尚待解决、发展和完善的问题。

1、动态递归模糊神经网络在电液伺服系统的控制中虽然可以获得优异的性能，但其应用的普及还依赖于廉价的高速微处理器的开发和普及，这在不久的将来必然会实现。

2、集成自适应动态递归模糊神经网络、变结构和 H_∞ 控制的鲁棒算法在除电液伺服系统以外的系统中的应用研究将是很有意义的工作。

3、将本文针对电液伺服系统提出的摩擦力的分部补偿算法应用于实现高精度运动控制的机器人等系统中，并进行相关的研究将是非常有益的工作。

参考文献

[001] 李运华, 史维祥, 林廷圻. 近代液压伺服系统控制策略的现状与发展[J].液压与气动, 1996(1):3-6.

[002] 李士勇. 模糊控制·神经控制和智能控制论[M]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学出版社, 1996.

[003] T. Knohl, H. Unbehauen. Adaptive position control of electro-hydraulic servo systems using ANN[J]. Mechatronics, 2000，10 (1-2): 127-143.

[004] 李运华, 史维祥, 林廷圻. 近代液压伺服系统控制策略的现状与发展[J].液压与气动, 1995, (1):3-6.

[005] 顾临怡, 王庆丰, 袁卫军.电液比例位置控制系统的自学习模糊控制[J].机床与液压，1995，(6):315-318.

[006] 曹建福, 韩崇昭, 方洋旺. 非线性系统理论及应用[M]. 西安：西安交通大学出版社，2001.

[007] 王占林. 液压伺服控制系统[M]. 北京：北京航空航天大学出版社, 1987.

[008] 刘长年. 液压伺服系统的优化设计理论[M]. 北京：冶金工业出版社, 1991.

[009] 史维祥, 杜彦亭. 电液伺服系统自适应控制的新发展[J]. 机床与液压，1995, (1):1-12.

[010] Teng F. C. Adaptive control scheme for a robot manipulator: Direct decoupler and PID controller[J]. Int. J. Syst. Sci., 1993, 24(2):315-327.

[011] 焦晓红, 耿秋实, 方一鸣等. 液压伺服并联机器人的自适应鲁棒跟踪控制[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(3):401-403

[012] D. H. Sha, H. Y. Yang, J. M. Zhang. Research on discrete robust variable structure control of hydraulic elevator velocity system[C]. Proceedings of the 4rd International Conference on Fluid Power Transmission and Control. Hangzhou, China, 1997: 275-278.

[013] T. L. Chern and Y. C. Wu. Design of integral variable structure control and application to electro-hydraulic velocity servo-system[J]. IEE Proceeding-D, 1991,138(5): 439-444

[014] W. M. Huang, Y. Yang, and G. F. Xiong. Adaptive Fuzzy neural network control in hydraulic servo system[C]. Proceedings of the 4th International Conference on Fluid Power Transmission and Control. Hangzhou, China, 1997:189-193

[015] W. X. Sheng, R. W. Dai, S. A. Wang, and W. X. Shi. Electro-hydraulic control based on neuro-fuzzy technique[C]. Proceedings of the 4th International Conference on Fluid Power Transmission and Control. Hangzhou, China, 1997:232-236

[016] C. C. Ku and K. Y. Lee. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1995, 6(1):144-156.

[017] A. Luo, H. Hun. Intelligent control for electro-hydraulic proportion position servo systems[C]. Proceedings of the 4th International Conference on Fluid Power Transmission and Control. Hangzhou, China, 1997:246-250.

[018] Y. Jen, C. Lee. Robust speed control of a pump controlled motor system[J]. IEE Proceeding-D, 1992, 139(6):503-510.

[019] 王孙安，林廷圻，史维祥. 液压伺服控制的新发展[J]. 机床与液压, 1991, (1):8-14.

[020] A. Karakasoglu, S. I. Sudharsanan, and M. K. Sundareshan. Identification and decentralized adaptive control using dynamical neural networks with application to robotic manipulators[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1993, 4(6): 919-930.

[021] C. C. Ku, K. Y. Lee and R. M. Edwards. Improved nuclear reactor temperature control using diagonal recurrent networks[J]. IEEE Trans. Nucl. Sci., 1992, 39(12): 2298-2308.

[022] L. Jin, P. N. Nikiforuk, and M. M. Gupta. Dynamic recurrent networks for control of unknown nonlinear systems[J]. ASME J. Dyn. Syst., Meas., and Contr., 1994, 116(4): 567-576.

[023] K. S. Narendra and K. Parthasarathy. Identification and control of dynamic systems using neural networks[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1990, 1(1): 4-27.

[024] B. Srinivasan, U. R. Prasad, and N. J. Rao. Back propagation trough adjoints for the identification of nonlinear dynamic systems using recurrent neural models[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1994, 5(2):213-228.

[025] S. He, N. sepehri. Modeling and prediction of hydraulic servo actuators with neural networks[C]. Proceedings of the American control conference, San Diego, California, 1999:3708-3712

[026] 沙道航. 大型钢坯修磨机恒力加载系统跟随特性的研究:[博士学位论文]. 西安:西安交通大学, 1994.

[027] 何玉彬, 刘艳秋, 徐立勤等. 电液伺服系统的神经网络在线自学习自适应控制[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18(6):434-437.

[028] 何玉彬, 闫桂荣, 徐健学. 电液伺服结构试验系统的神经网络快速鲁棒控制[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(5):776-778.

[029] 巩明德, 赵丁选, 宫文斌等, 基于神经网络的电液伺服机械手位置控制[J]. 吉林大学学报, 2002, 32(3):15-19.

[030] 汤志勇, 曹秉刚, 李天石等. 树形神经网络的学习机理及其在电液伺服系统控制中的应用[J]. 机床与液压, 1997, (1):11-15

[031] 李运华, 王占林. 神经网络控制及其在液压伺服系统中的应用[J]. 机床与液压, 1996, (3):3-7.

[032] 张洪涛, 安瑞生. 智能控制技术在电液伺服控制中的应用[J]. 液压与气动, 1998, (6):6-7.

[033] L.A. Zadeh. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1973, SMC-3(1):28-44.

[034] E.H. Mamdani. Application of fuzzy algorithms for control of a simple dynamic process[J]. Proc. Inst. Electr. Eng., 1974, 121(12):1585-1588.

[035] Jian-Xin Xu, Chang-Chieh Hang, Chen Liu. Parallel structure and tuning of a fuzzy PID controller[J]. Automatica, 2000,36(5): 673-684.

[036] W. Li. Design of a hybrid fuzzy logic proportional plus conventional integral-derivative controller[J]. IEEE Trans. Fuzzy syst., 1998, 6(4), 449-463.

[037] H. A. Malki, H. D. Li and G. R. Chen. New design and stability analysis of fuzzy proportional derivative control system[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1994, 2(4):245-254.

[038] S. J. Qin and G. Borders. A multiregion fuzzy logic controller for nonlinear process control[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1994, 2(1): 74-81.

[039] J. X. Xu and C. C. Hang. Tuning and analysis of a fuzzy PI controller based on gain and phase margins[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part A: Systems and Humans, 1998, 28(5):685-691.

[040] H. Ying. The simplest fuzzy controllers using different inference methods are different nonlinear proportional-integral controllers with variable gains[J]. Automatica, 1993, 29(6):1579-1589.

[041] Z. Y. Zhao, M. Tomizuka and S. Isaka. Fuzzy gain scheduling of PID controllers[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1993, 23(5):1392-1398.

[042] Yongqian Zhao, Sinh LeQuoc, Maarouf Saad. Nonlinear fuzzy control on a hydraulic servo system[C]. Proceedings of the American control conference, Philadelphia, Pennsylvania, 1998:2917-2921.

[043] 丁国锋, 王孙安, 林廷圻,等. 模糊 PID 串级控制在电液伺服系统中的应用[J]. 机床与液压，1996, (2): 10-11.

[044] Tienan Zhao, Tapio Viralo, Development of fuzzy state controller and its application to a hydraulic position servo[J]. Fuzzy Sets Syst., 1995, 70(2-3): 213-221.

[045] T. Takagi and M. Sugeno. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1985, 15(1): 116-132.

[046] G. Feng, S. G. Cao, N. W. Rees, and C. K. Chak. Design of fuzzy control systems with guaranteed stability[J]. Fuzzy Sets Syst., 1997, 85(1): 1-10.

[047] Wen-Shyong Yu and Chih-Jen Sun. Fuzzy model based adaptive control for a class of nonlinear system[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2001, 9(3): 413-425.

[048] 王立新. 自适应模糊系统与控制—设计与稳定性分析[M]. 北京：国防工业出版社, 1995

[049] Hyeongcheol Lee and Masayoshi Tomizuka. Robust adaptive control using a universal approximator for SISO nonlinear systems[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2000, 8(1):95-106

[050] C. Kwan, H. Xu and F. Lewis. Robust spacecraft attitude control using adaptive fuzzy logic[J]. Int. J. Syst. Sci., 2000, 31(10): 1217-1225.

[051] Yih-guang Leu, Tsu-tian Lee and Wei-Yen Wang. On-line tuning of fuzzy-neural network for adaptive control of nonlinear dynamical systems[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part B: Cybernetics, 1997, 27(6):1034-1043.

[052] T. J. Procyk and E. H. Mamdani. A linguistic self-organizing process controller[J]. Automatica, 1979, 15(1): 15-30.

[053] S. Shao. Fuzzy self-organizing controller and its applications for dynamic process[J]. Fuzzy Sets Syst., 1988, 26(2):151-164.

[054] 王晶. 复杂系统的动态模糊控制及其在列车运行过程控制中的应用研究:[博士学位论文]. 长沙：中南工业大学, 1997.

[055] G. V. S Raju. Adaptive hierarchical fuzzy controller[J]. IEEE Trans. Syst.,

Man, Cybern., 1993, 23(4): 973-980.

[056] D. A. Linkens and J. Nie. Constructing rule-based for multivariable fuzzy control by self-learning, Part I: system structure and self-learning[J]. Int. J. Syst. Sci., 1993, 24(1): 111-127.

[057] S. Z. He. Design of an on-line rule-adaptive fuzzy control system[C]. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Diego, USA, 1992: 83-91.

[058] Shao-jun, Suo-lin Duan and Ju-hua Wu. Study of fuzzy learning control for electro-hydraulic servo control systems[C]. Proceedings of second international conference on machine learning and cybernetics, Xi'an, China, 2003:591-595.

[059] J. Kim and B.B. Zeigler. Designing fuzzy logic controllers using a multiresolutional search paradigm[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1996, 4(2): 213-226.

[060] X. H. Yu et al. Dynamic learning rate optimization of the backpropagation algorithm[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1995, 6(5):669-677.

[061] Chi-hsu Wang, Han-leih Liu and Chin-Teng Lin. Dynamic optimal learning rates of a certain class of fuzzy networks and its applications with genetic algorithm[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part B: Cybernetics, 2001, 31(3):467-475.

[062] C.L. Karr and E.J. Gentry. Fuzzy control of pH using genetic algorithm[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1993, 1(1): 46-53.

[063] A. Homaifar and E. McCormick. Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1995, 3(2): 260-270.

[064] Daihee. Park, and Gideon Langholz. Genetic-based new fuzzy reasoning methods with application to fuzzy control[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1994,.24(1): 39-47.

[065] France Cheong and Richard lai. Constraining the optimization of a fuzzy logic controller using an enhanced genetic algorithm[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part B: Cybernetics, 2000, 30(1): 31-46.

[066] B. D. Liu, J.Y Tsao. Design of adaptive fuzzy logic controller based on linguistic-hedge concepts and genetic algorithms[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part B: Cybernetics, 2000, 31(1): 32-53.

[067] Daihee Park, Abraham Kandel and Gideon Langholz. Genetic-based new fuzzy reasoning models with application to fuzzy control[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1994, 24(1): 39-47.

[068] 盛万兴，王孙安，史维祥. 基于遗传算法的模糊控制优化及其应用于电液伺服控制[J]. 机床与液压, 1998, (4): 13-14.

[069] H. Ishibuchi. Single-objective and two-objective genetic algorithms for selecting linguistic rules for pattern classification problems[J]. Fuzzy Sets Syst., 1997, 89(2): 135-150.

[070] J.J. Buckley and Y. Hayashi. Fuzzy neural networks: A survey[J]. Fuzzy Sets Syst., 1994, 66(1): 1-13.

[071] W. Pedrycz. Fuzzy neural networks and neurocomputations[J]. Fuzzy Sets Syst. 1993, 56(1): 1-28.

[072] R.J. Jang. Self-learning fuzzy controllers based on temporal back propagation[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1992, 3(5): 714-723.

[073] C. Lin and Y. Lu. A neural fuzzy system with fuzzy supervised learning[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part B: Cybernetics, 1996, 26(5): 745-763.

[074] Khaled Belarbi and Faouzi Titel. Genetic algorithm for the design of a class of fuzzy controllers: a alternative approach[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2000, 8(4): 398-405.

[075] J. T. Spooner and K. M. Passino. Stable adaptive control using fuzzy systems and neural networks[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1996, 4(3): 339-359.

[076] C. Y. Su and Y. Stepanenko. Adaptive control of a class of nonlinear systems with fuzzy logic[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1994, 2(4): 285-294.

[077] L. X. Wang. Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1993, 1(2): 146-155.

[078] M. M. Polycarpou. Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems[J]. IEEE Trans. Automat. Contr., 1996, 41(3): 447-451.

[079] C.Y. Su and T. P. Leung. A sliding mode controller with bound estimation for robot manipulators[J] IEEE Trans. Robot. Automat., 1993, 9(2): 208-214.

[080] J. E. Slotine and S. S. Sastry. Tracking control of nonlinear systems using sliding surfaces, with application to robot manipulators[J]. Int. J. Contr., 1983, 38(2): 465-492.

[081] J. E. Slotine and W. Li. On the adaptive control of robot manipulators[J]. Int. J. Robot. Res., 1987, 6(3): 49-59.

[082] C. Ham, Z. Qu and R. Johnson. Robust fuzzy control for robot manipulators[J]. IEE Proc. Control Theory Appl., 2000, 147(2):212-216.

[083] P. A. Ioannou and K. S. Tsakalis. A robust direct adaptive controller[J]. IEEE Trans. Automat contr., 1986, AC-31: 1033-1043.

[084] Juhng-perng Su and Ching-ting Huang. Sigma adaptive fuzzy sliding mode control of a class of nonlinear system[J]. Int. J. Syst. Sci., 2000, 31(8):949-959.

[085] B. B. Peterson and K. S. Narendra. Bounded error adaptive control[J]. IEEE Trans. Automat contr., 1982, AC-27:1161-1168.

[086] Ioannou P. A., and Sun J. Robust adaptive control[M]. Englewood cliffs, NJ: Prentice-hall, 1996.

[087] Wei-yen Wang, Yih-Guang Leu and Chen-Chien Hsu. Robust adaptive fuzzy-neural control of nonlinear dynamical systems using generalized projection update law and variable structure controller[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 2001, 31(1):140-147.

[088] R. Palm. Robust control by fuzzy sliding mode[J]. Automatica, 1994, 30(9): 1429-1437.

[089] C. Y. Su and Y. Stepanenko. Adaptive control of a class of nonlinear systems with fuzzy logic[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1994, 2(4): 285-294.

[090] K. Liu and F. L. Lewis. Adaptive tuning of fuzzy logic identifier for unknown nonlinear systems[J]. Int. J. Adapt. Control. Signal Process, 1994, 8(6): 573-586.

[091] L. X. Wang. Stable adaptive fuzzy controllers with application to inverted pendulum tracking[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. Part B:Cybernetics, 1996, 26(5): 677-691.

[092] Bor-Sen Chen and Charng-Shi Wu and Huey-Jian Uang. A minimax tracking design for wheeled vehicles with trailer based on adaptive fuzzy elimination scheme[J]. IEEE Trans. Contr. Syst. Technol., 2000, 8(3):418-434.

[093] Feng-Yi Hsu and Li-Chen. Intelligent robot deburring using adaptive fuzzy

hybrid position/force control[J]. IEEE Trans .on Robotics Automat., 2000, 16(4): 325-335.

[094] 沙道航，杨华勇．带有未知负载干扰电液位置系统神经网络控制的研究[J]．机床与液压, 1997, (2):15-17.

[095] Edgar N. Sanchez and Miguel A. Berna. Adaptive recurrent neural control for nonlinear system tracking[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part B: Cybernetics, 2000, 30(6): 886-889.

[096] 孙增圻，智能控制理论与技术，北京：清华大学出版社，1997.

[097] C. H. Lin, W. D. Chou and F. J. Lin. Adaptive hybrid control using a recurrent neural network for a linear synchronous motor servo-drive system[J]. IEE Proc. Control Theory Appl., 2001, 148(2): 156-168.

[098] K. S. Narendra, K. Parthasarathy. Identification and control of dynamic systems using neural networks[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1990, 1(1): 4-27.

[099] M. J. Willis, et al.. Artificial neural networks in process estimation and control[J]. Automatica, 1992, 28(6): 1181-1187.

[100] R. J. Williams, D. Zipser. A learning algorithm for continually running full recurrent neural networks[J]. Neural computation, 1989, 1(2): 270-280.

[101] P. Turner. Nonlinear and direction-dependent dynamic process modeling using neural networks[J]. IEE Proc. Control Theory Appl., 1996, 143(1): 44-48.

[102] 刘白雁，丁崇生．电液伺服系统神经网络建模研究[J]．机床与液压, 1997, (5): 11-13.

[103] O. Olurotimi. Recurrent neural network training with feedforward complexity[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1994, 5(2): 185-197.

[104] Puskorius, G. V. and Feldkamp, L. A.. Recurrent network training with the decoupled extended Kalman filter algorithm[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 1992, 1710(1): 461-473.

[105] Tommy W. S. Chow and Yong Fang. A recurrent neural-network-based real-time learning control strategy applying to nonlinear systems with unknown dynamics[J]. IEEE Trans. Indust. Elec., 1998, 45(1):153-161.

[106] 盛万兴，戴汝为，王孙安，史维祥．基于神经模糊技术的电液伺服控制[J]．机械工程学报，1997, 33(6):70-76.

[107] 蒋志明，韩崇伟，林廷圻．电液位置伺服系统的模糊 CMAC 神经网络控制研究[J]．机床与液压, 2000, (4):53-54.

[108] 黄文梅，周友行．智能复合控制在电液伺服系统中的应用[J]．湖南大学学报, 1998, 25(5): 51-54.

[109] A. Bonchis, P. I. Corke, D. C. Rye, Q. P. Ha. Variable structure methods in hydraulic servo systems control[J]. Automatica, 2001, 37(4): 589-595.

[110] 周继成，郑学明，赵克定等．多通道电液伺服系统的变结构自适应控制[J]，哈尔滨科学技术大学学报, 1995, 19(2): 1-5.

[111] Y. Liu, H. Handroos. Sliding mode control for a class of hydraulic position servo[J]. Mechatronics, 1999, 9(1):111-123.

[112] 段锁林，安高成，薛军娥等．电液伺服力控系统的自适应滑模控制[J]．机械工程学报, 2002, 38(5): 109-113.

[113] B. K. Yoo and W. C. Ham. Adaptive fuzzy sliding mode control of nonlinear system[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1998, 6(2):315-321.

[114] 韩崇伟，林廷圻，肖文伟等. 基于最优控制的电液伺服系统滑动模态变结构控制[J]. 机床与液压, 2002, (2): 115-117.

[115] Rong-Fong Fung and Rong-Tai Yang. Application of VSC in position control of a nonlinear electrohydraulic servo system[J]. Computers & structures, 1998, 66(4): 365-372.

[116] 李运华，王孙安，林廷圻，史维祥. 离散变结构控制的新方法及其在液压伺服系统中的应用[J].控制理论与应用, 1994, 11(5): 611-916.

[117] Rong-Fong Fung, Yun-Chen Wang Rong-Tai Yang. A variable structure control with proportional and integral compensations for electrohydraulic position servo control system[J]. Mechatronics, 1997, 7(1): 67-81.

[118] Byung Kook Yoo and Woon Chul Ham. Adaptive control of robot manipulator using fuzzy compensator[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2000, 8(2):186-199.

[119] L. X. Wang and J. M. Mendel. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least squares learning[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1992, 3(5): 807-814.

[120] L. X. Wang. Design and analysis of fuzzy identifiers of nonlinear dynamic systems[J]. IEEE Trans. Automat., Contr., 1995, 40(1):11-23.

[121] L. X. Wang. Stable adaptive control of nonlinear system[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1993, 1(2): 146-149.

[122] J. C. Wu and T. S. Liu. A sliding-mode approach to fuzzy control design[J]. IEEE Trans. Contr. Syst. Technol., 1996, 4(2):141-151.

[123] G. C. Hwang and S. C. Lin. A stability approach to fuzzy control design for nonlinear systems[J]. Fuzzy Sets Syst., 1992, 48(3): 279-287.

[124] B. K. Yoo and W. C. Ham. Adaptive fuzzy sliding mode control of nonlinear system[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1998, 6(2): 315-321.

[125] 吴振顺，卢剑锋，董泳等. 变结构自适应控制器及其在电液伺服系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2000, 36(5): 107-110.

[126] 段锁林，贾志勇，林廷圻. 自学习滑模控制及其在电液伺服系统中的应用[J]. 机床与液压, 1999, (3): 40-42.

[127] Man Zhihong, Wu H. R and M. Palaniswami. An adaptive tracking controller using neural networks for a class of nonlinear systems[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1998, 9(5): 947-955.

[128] Chen Shing-chia and Chen Wen-liang. Adaptive radial basis funution neural network control with variable variance parameters[J]. Int. J. Syst. Sci., 2001, 32(4):413-424.

[129] Hsu Ya-chen and Li Han-xiong. A Fuzzy adaptive variable structure controller with application to robot manipulators[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Part B: Cybernetics. 2001, 31(3): 331-340.

[130] Yong Fang and Tommy W. S. Chow. Synthesis of the sliding-mode neural network controller for unknown nonlinear discrete-time systems[J]. Int. J. Syst. Sci., 2000, 31(3): 401-408.

[131] T. Chern and Y. Wu. An optimal variable structure control with integral compensation for electro-hydraulic servo control systems[J]. IEEE Trans. Indust. Elec., 1992, 39(5):460-463.

[132] H. Yanada and M. Shimahara. Sliding mode control of an electro-hydraulic servo motor using a gain scheduling type observer and controller[J]. Proc. Inst. Mech. Eng. 1997, 211(16), Part I: 407-616.

[133] J. J. Slotine and S. Shastry. Tracking control of nonlinear system using sliding surfaces with application to robot manipulators[J]. Int. J. Contr., 1983, 38(2): 465-492.

[134] Fung Rong-Fong, Yang Rong-Tai. Application of VSC in position control of a nonlinear electro- hydraulic servo system[J]. Computers & Structures, 1998, 66(4): 365-372.

[135] Bonchis A, Corke P I, Rye D C, Ha Q P. Variable structure methods in hydraulic servo systems control[J]. Automatica, 2001,37(5): 589-595.

[136] Y. Liu, H. Handroos. Sliding mode control for a class of hydraulic position servo[J]. Mechatronics, 1999, 9(1): 111-123.

[137] 段锁林, 安高成, 薛军娥等. 电液伺服力控系统的自适应滑模控制[J]. 机械工程学报, 2002, 38(5): 109-113.

[138] Minho Lee. Variable structure controller with neural compensator[J]. Int. J. Syst. Sci., 2001, 32(4): 425-431.

[139] Chin-gook Lhee, Jae-sam Park, Hyun-sik Ahn and Do-hyum Kim. Sliding mode-like fuzzy logic control with self-tuning the dead zone parameters[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2001, 9(2):343-348.

[140] E. Z. Taha, G. S. Happawana, and Y. Hurmuzlu. Quantitative feedback theory (QFT) for chattering reduction and improved tracking in sliding mode control(SMC)[J]. ASME J. Dyn. Syst., Meas, and Contr., 2003,125(12):665-669.

[141] H. Morioka, K. Wada, A. Sabanovic and K. Jezernik. Neural network based chattering free sliding mode control[C]. Proceeding of the 34th SICE Annual Conference, Iternational session Papers, Hokkaido University, 1995:1303-1308

[142] Chun-Hsien Tsai, Hung-Yuan Chung and Fang-Ming Yu. Neuro-sliding Mode control with its applications to seesaw systems. IEEE Trans. Neural Netw., 2004, 15(1):124-134.

[143] L. Laval, N. K. M'Siridi, and J. C. Cadiou, H∞ force control of hydraulic servo-actuator with environmental uncertainties[C]. Proceedings-IEEE International Conference Robotics and Automation, Minneapolis, Minnesota, 1996: 1566-1571.

[144] H. Lu W. Lin, Robust controller with disturbance rejection for hydraulic servo systems[J]. IEEE Trans. Indust. Elec., 1993, 40(1):157-162.

[145] 申铁龙. H_∞控制理论及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.

[146] Bor-Sen Chen, Ching-Hsiang Lee, and Yeong-Chan Chang. H^∞ tracking design of uncertain nonlinear SISO systems: adaptive fuzzy approach[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 1996, 4(1):32-43.

[147] Chang Yeong-Chan. Adaptive Fuzzy-Based Tracking Control for Nonlinear SISO Systems via VSS and H^∞ Approaches. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2001, 9(2):278-292.

[148] 谢明江, 代颖, 施颂椒. 基于非线性 H∞状态反馈的机器人鲁棒控制[J]. 机器人, 2001, 23(2): 161-165.

[149] 贾志勇, 林廷圻. 新型克服摩擦力的方法及其在高精度液压伺服系统的应用[J]. 机械科学与技术, 1999, 18(1): 99-100.

[150] 吴盛林, 刘春芳. 基于 LuGre 模型的电液伺服系统摩擦力矩动态补偿[J]. 机床与液压, 2003, (2): 67-69.

[151] 申铁龙. 机器人鲁棒控制基础[M]. 北京：清华大学出版社, 2000.

[152] Avinash Taware, Gang Tao, Nilesh Pradhan, and Carole Teolis. Friction compensation for a sandwich dynamic system[J]. Automatica, 2003, 39(3):481-488.

[153] Tan, K. K., Lee, T. H., Huang S. N. and Jiang X. Friction modeling and adaptive compensation using a relay feedback approach[J]. IEEE Trans. Indust. Elec., 2001, 48(1):169-170.

[154] 郑言海, 庄显义, 强盛等.考虑摩擦力影响精密伺服系统的鲁棒自适应控制[J].自动化学报, 2002, 28(3): 445-449.

[155] Huang S. N., Tan K. K. and Lee T. H. Adaptive motion control using neural network approximations[J]. Automatica, 2002, 38(2):227-233.

[156] 张媚, 李秀娟.伺服系统的神经网络摩擦力自适应补偿研究[J].计算技术与自动化, 2002, 21(4):11-15.

[157] 蒋志明, 吴伟, 林廷圻.高斯基函数 CMAC 神经网络用于克服摩擦力非线性的研究[J].机床与液压, 2000, (3): 24-25.

[158] Selmic, R., and Lewis, F. L. Neural network approximation of piecewise continuous functions: Application to friction compensation[A]. In Proceedings of the IEEE international symposium on intelligence control, Istanbul, 1997:227-232.

[159] 李运华, 王占林, 王孙安, 史维祥. 液压伺服系统的非线性控制[J]. 机械工程学报，1995, 31(5): 116-121

[160] Fchneider, Martin. Nonlinear motion control of hydraulically driven large redundant manipulators[A], IFAC Proceedings on motion control, 1995: 269-278

[161] 丁国锋, 岳平生, 王孙安, 林廷圻. 基于精确线性化的液压伺服系统滑模控制[J]. 机床与液压, 1996, (3): 10-12

[162] H. Hahn, A. Piepenbrink, and K. D. Leimbach. Input/output linearization control of an electro-servo- hydraulic actuator[C]. In Proc. IEEE Conf. Contr. Appl., UK, 1994: 995-1000.

[163] G. Vossoughi and M. Donath. Dynamic feedback linearization for electrohydraulically actuated control systems[J]. ASME J. Dyn. Sys., Meas., and Contr. 1995, 117(4): 468-477.

[164] G. A. Sohl and J. E. Bobrow. Experimental and simulations on the nonlinear control of a hydraulic servosystem[J]. IEEE Trans. Contr. Syst. Technol., 1999, 7(2):238-247.

[165] Mohammad R. Sirouspour and S. E. Salcudean. On the nonlinear control of hydraulic servo-system[C]. Proceedings of the 2000 IEEE International conference on Robotics & Automation, San Francisco, CA, 2000:1276-1282.

[166] R. Liu and A. Alleyne. Nonlinear force/pressure tracking of an electrohydraulic actuator[J]. ASME J. Dyn. Sys., Meas., and Contr., 2000, 122(1): 232-237.

[167] Yahui Li, Sheng Qiang, Xianyi Zhuang and Okyay Kaynak. Robust and adaptive backstepping control for nonlinear systems using RBF neural networks[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2004, 15(3):693-701.

[168] 何玉彬，李新忠.神经网络控制技术及其应用.北京：科学出版社，2000.

[169] 田宏奇. 滑模控制理论及其应用.武汉：武汉出版社，1995.

[170] L. X. Wang. Modeling and control of hierarchical systems with fuzzy systems[J]. Automatica, 1997, 33(6):1041-1053.

[171] T. K. Yin and C. S. George Lee. Fuzzy model-reference adaptive control[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1995, 25(12): 1606-1615.

[172] K. Fischle and D. Schroder. An improved stable adaptive fuzzy control method[J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst. 1999, 7(1):27-40.

[173] 罗安. 电液系统抗干扰控制策略的研究[J]. 机床与液压，1995，(3): 161-164.

[174] B. D. O. Anderson and J. B. Moore. Optimal control: Linear quadratic methods[M]. Englewood, NJ: Prentice Hall, 1990.

[175] Canudas De Wit, C., Olsson, H., Astrom, K., and Lischinsky, P. A new model for control of system with friction[J]. IEEE Transactions on Automatic Control. 1995, 40(3):419-425.

[176] Lischinsky, Canudas de Wit, C., and Morel, G. Friction compensation for an industrial hydraulic robot[J]. IEEE Control Systems Magazine. 1999, 19(1):25-32.

[177] Hirschorn, R. M., and Miller, G. Control of nonlinear systems with friction[J]. IEEE Transactions on Automatic Control. 1995, 40(3):419-425.

[178] Kwanty H. G., Teolis C., Mattice M. Variable structure control of systems with uncertain nonlinear friction. Automatica,. 2002, 38(7):1251-1256.

[179] Armstrong-Helouvry, B. Stick slip and control in low speed motion. IEEE Transactions on Automatic Control, 1993, 38(10):1483-1496.

[180] Canudas de Wit C., Astrom K. J., and Lischinsky P. A new model for control of systems with friction. IEEE Transactions on Automatic Control, 1995, 40(3):419-425.

[181] Canudas de Wit, Olsson H. Astrom K. J. and Lischinsky P. Dynamic friction models and control design, Proceedings of the America control Conference, San Francisco, California, USA, 1993:10-12.

[182] Jee-Hwan Ryu, Jinil Song, Dong-Soo Kwon. A nonlinear friction compensation method using adaptive control and its practical application to an in-parallel actuated 6-DOF manipulator. Control Engineering and Practice, 2001, 9(7):159-167.

[183] B. Armstrong-Helouvry, P. Dupont and C. Canudas de Wit. A survey of analysis tools and compensation methods for control of machines with friction. Automatica, 1994, 30(7):1083-1138.

[184] 张友旺,谭建平等.模锻液压机同步平衡系统开关和比例控制的自动调节特性分析.机床与液压，1998(1).

[185] 俞新陆.液压机现代设计理论.北京：机械工业出版社，1987.

致 谢

本论文是在导师桂卫华教授精心指导下完成的。桂卫华教授宽阔的学术胸襟使每位学生的积极性得到充分的发挥，他以无私的奉献精神为研究工作创造了优良的研究条件。导师不仅在学术上为本人的成长付出了大量的心血，在其他方面都给予了谆谆教诲和亲切关怀。为此，谨向导师桂卫华教授致以崇高的敬意和最衷心的感谢！

在本文的研究过程中得到湖南大学张桂香教授的鼎立相助，她无私地提供本文所需的实验设备和相关的各种条件，使得本文的实验得以圆满完成，在此表示对她的感谢！在实验过程中还得到湖南大学机械与汽车工程学院赵泉明硕士的协助，在此也一并表示感谢！

衷心感谢多年来培养、教育我的信息工程学院信控所的老师和给予我热情帮助的同学们！

最后，还要感谢我的妻子罗小芳女士，正是她对我无怨无悔的支持才使得我能够顺利完成学业。

攻读博士学位期间发表的主要论文和从事的科研情况

一、发表的主要论文

1 张友旺，桂卫华，赵泉明. 基于动态递归模糊神经网络的自适应电液位置跟踪系统. 控制理论与应用，2005, 22(4):551-556.

2 张友旺，桂卫华. 基于自适应模糊神经网络的摩擦力分部补偿算法. 控制与决策，2005, 20(3): 356-360.

3 张友旺, 钟向明, 黄元峰. 电液位置伺服系统的自适应模糊神经网络控制. 中国机械工程, 2004, 15(8): 681-684.

4 张友旺, 王荣铸. 间接自适应动态递归模糊神经网络控制器设计. 中南大学学报（自然科学版）, 2004, 35(2):253-257.

5 张友旺. 基于动态递归模糊神经网络的动态系统辨识. 中南工业大学学报(自然科学版), 2003, 34(3):277-280.

6 张友旺，谭建平. TEMPOSONICS III 位移传感器及其在水压机平衡校正系统中的应用. 机床与液压，2000, (6):73-74.

7 张友旺，谭建平，钟掘. 模锻液压机同步平衡系统开关和比例控制的自动调节特性分析. 机床与液压，1998, (1):36-38.

8 桂卫华,张友旺. 基于自适应模糊神经网络辨识的电液伺服系统 L_2 增益设计. 控制与决策，已投稿.

二、从事的科研情况

1. 1996 年 6 月——1998 年 9 月，承担国家“八五”攻关项目“电磁铸轧”中信号发生器（采用单片机）的设计和工业现场调试工作，现已成功应用。该项目获中国高校科学技术一等奖。
2. 1998 年 8 月——2000 年 8 月，承担中南工业大学“211 工程”重点实验室“金属成形实验室”电控系统和液压系统的设计和调试工作，现已成功应用。
3. 1998 年 3 月——2000 年 12 月，承担西南铝加工厂三万吨水压机（亚洲最大的水压机）同步平衡系统的改造项目。该项目分别获中国有色金属工业科学进步一等奖和国家科技进步二等奖。
4. 2000 年 5 月——2000 年 12 月，承担国家计委重大项目“超薄快速铸轧设备

新技术”子课题“板形控制系统”的设计及实验室阶段的调试。

5. 2001年3月——2002年12月完成深圳索拓电子有限公司温度检测系统的设计。
6. 2003年1月——2004年12月承担湖北丹江铝业股份公司叉车称重系统的研制。
7. 2005年1月至今，中国北方车辆研究所冷却风扇、液压泵、液压马达传动实验台的研制。