

文章编号: 1001-0920(2013)07-0961-11

## 基于U模型的非线性控制系统设计方法十年发展综述

徐凤霞<sup>1</sup>, 朱全民<sup>2</sup>, 赵东亚<sup>3</sup>, 李少远<sup>4</sup>

(1. 齐齐哈尔大学 自动化系, 黑龙江 齐齐哈尔 161006; 2. 西英格兰大学 工程设计与数学系, 英国 布里斯托 BS161QY; 3. 中国石油大学(华东) 化工装备与控制工程系, 山东 青岛 266544; 4. 上海交通大学 自动化系, 上海 200240)

**摘要:** 非线性系统的控制一直是具有挑战性的普遍问题, 建立一个通用、易于控制器设计并具有高精度的非线性模型是解决控制系统设计的关键, U模型的起源正是基于这样的认识演变而来的. 自U模型被提出以来, 已为非线性控制系统设计开创了一个新的研究领域. 为此, 在总结十年来基于U模型的对象辨识、控制系统设计和鲁棒性研究的基础上, 分析已进行的研究工作所具有的优势和所存在的问题, 并提出了基于U模型的非线性系统分析和设计的进一步可能的研究方向.

**关键词:** 非线性系统; U模型; 辨识; 系统设计; 鲁棒性  
**中图分类号:** TP13                      **文献标志码:** A

## U-model based design methods for nonlinear control systems a survey of the development in the 1st decade

XU Feng-xia<sup>1</sup>, ZHU Quan-min<sup>2</sup>, ZHAO Dong-ya<sup>3</sup>, LI Shao-yuan<sup>4</sup>

(1. Department of Automation, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China; 2. Department of Engineering Design and Mathematics, University of the West of England, Bristol BS161QY, UK; 3. Department of Chemical Industrial Equipment and Control Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266544, China; 4. Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China. Correspondent: XU Feng-xia, E-mail: xu\_hit@163.com)

**Abstract:** The Control of nonlinear dynamic systems is a widely recognised challenging issue. The key point in non-linear control system design is a general model prototype with conciseness, flexibility and manipulability while keeping little loss of precision, which is the insight and origin of U-model developed. Since the U-model is proposed, a new research area has been opened for the nonlinear control system design. This paper surveys the major progression on the nonlinear plant identification, the control system design and the robustness within the U-model domain, and also proposes the possible expansion for the future research work.

**Key words:** nonlinear systems; U-model; identification; control system design; robustness

### 0 引言

在实际生产过程中, 非线性特性是普遍存在的, 非线性系统的控制问题是控制理论与工程研究难以回避和亟需解决的普遍性问题. 对于非线性系统, 已存在多种分析和设计工具, 其中最常用的仍为线性化方法. 但是, 线性化方法具有一定的局限性, 而且大多数线性控制方法不能直接应用于非线性系统的设计. 为了克服线性控制方法应用的局限性以及解决非线性控制问题, 人们提出了许多非线性反馈控制方法,

其中包括非线性分段线性化、非线性点线性化、反馈输入-输出线性化和反步法反馈线性化等方法.

### 1 相关的典型非线性反馈控制方法介绍

#### 1.1 分段线性化

文献[1]指出, 非线性分段线性化是根据非线性系统特性将系统输入输出关系曲线分成若干个区段, 用直线段近似代替每个区段的特性曲线. 在分段线性化处理后, 所研究的非线性系统在每一个区段上

收稿日期: 2012-05-22; 修回日期: 2013-01-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273188, 61004080); 黑龙江省教育厅项目(12511604); 山东省“泰山学者”建设工程专项经费项目.

作者简介: 徐凤霞(1970—), 女, 教授, 从事非线性控制理论、网络控制的研究; 朱全民(1955—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统辨识、建模与控制等研究.

可以近似等效为线性系统,文献[2]提出可采用线性系统的理论和方法进行分析与综合.线性化过程只在工作点邻域内有效,若工作点随时间变化,则相应的分段线性化模型也随之改变,因此分段线性化适用于数值稳定的慢时变系统,虽然系统存在一定的非线性,但在一定范围内仍可以当作线性系统处理,可以用现有的线性控制方法处理这类非线性系统.然而,分段线性化不适用于快时变系统,当线性化区间取值过大时会出现“特性漂移”问题.在控制器设计方面,线性控制器的设计过程可以直接应用于非线性控制系统.但对于非线性较强的系统,则需要多个区间进行分段线性化,这必然会增加计算的复杂性.

## 1.2 点线性化

文献[3]和文献[4]提出的非线性神经网络线性化是基于神经网络具有强的拟合能力,可映射任意复杂的非线性关系,而且学习规则简单,便于计算机实现,是一种常用的数值建模方法.用线性模型逼近工作点的主导动态,用神经网络弥补模型线性化引起的误差,包括神经网络的在线学习,所以即使对于确定的非线性系统,也是在自适应的原则下运行的,即控制器参数随着神经网络的输出而更新.它具有很强的鲁棒性、记忆能力、非线性映射能力以及强大的自学能力,因此又称为“万能逼近”方法.基于反馈线性化和坐标变换,文献[5]提出了一种神经网络近似线性化方法.该方法能够自动进行训练来近似满足积分条件,局限性较小,但计算效率不高,未考虑系统不确定性的影响.文献[6]基于ANARX(additive nonlinear autoregressive exogenous)模型结构,使用神经网络进行建模,在此基础上,使用动态输出反馈线性化方法得到线性模型.这种方法利用了神经网络强大的学习能力,具有结构简单、智能化的特点.基于神经网络的线性近似方法存在难以分析建模/控制精度、计算效率低和通用性差的问题.

## 1.3 反馈输入-输出线性化

文献[7]提出的反馈输入-输出线性化是根据非线性系统的相对阶定义的,采用坐标变换和输出反馈能够对最小相位非线性系统实现反馈输入-输出线性化.该方法简单易行,仅需要系统的输入-输出信息,适用于工业应用.然而,这是一种模型依赖的方法,需精确已知被控对象的数学模型.文献[8]指出,因为只能利用系统的输入-输出信息,所以要求原系统零动态稳定,从而限制了这种方法的使用范围.文献[9]针对离散时间非线性系统提出了输入-输出线性化的方法.文献[10]针对非线性多输入多输出过程对象提出了一种输入-输出线性化方法.在流程性工业中,过程对象一般是复杂的非线性系统,一般方法难以得到其

状态方程,因此反馈输入-输出方法往往不适于这类系统.用系统辨识的方法,一般情况下都能得到系统的输入-输出方程.

## 1.4 反步法反馈线性化

文献[11]提出的反步法反馈线性化是将反馈线性化与控制器反步设计相结合的一种方法,设计一系列相对阶为1的虚拟系统,通过选择虚拟输入逐步降低系统的相对阶,使得系统虚拟输出实现无源性,从而可以将虚拟输出作为系统的反馈输入.文献[12]指出,反步法是一种系统的设计方法,设计者通过迭代设计可以最终求得系统的反馈输入,实现反馈线性化.由于在每一步都可以考虑系统的不确定性,这种设计方法具有较强的鲁棒性.文献[13]提出了一种基于反步法的自适应动态输入-输出反馈线性化方法.文献[14]比较了一般输入-输出反馈线性化方法和反步法反馈线性化方法,并以PH过程为例进行了实验比较,结果表明自适应反馈线性化具有更好的控制性能.反步法也是一种基于模型的设计方法,因此需要系统状态空间模型,这便限制了其在复杂过程控制中的应用,尤其对于那些不容易获得状态空间模型的非线性系统.

## 1.5 其他方法

其他常见的非线性系统线性化方法包括文献[15]提出的Poincare方法(通过非线性系统坐标变换进行线性化)、文献[16]提出的状态反馈线性化、文献[17]提出的Carleman线性化(使用Taylor级数展开和矩阵半张量乘积)以及文献[18]提出的近似线性化.上述方法都需要精确的状态空间模型,对于难以得到状态空间模型的复杂非线性系统不适用.

非线性控制系统设计的难点主要在于缺少非线性对象模型的一般框架,而非线性对象模型在非线性和非线性控制系统设计中是非常重要的,这个模型框架使得对象的控制输入能有效地执行,因此对于非线性对象建模尤为重要.然而,这些模型必须能够描述各种不同的非线性对象,而且能为非线性控制器设计所采用.U模型正是基于该想法提出的,该模型可采用时变参数多项式的方式表示一大类平滑非线性系统,而且U模型的形式不会使对象的非线性特性有任何损失.U模型为传统的非线性系统构造了一个通用的面向控制器的设计结构,在线性控制系统的设计方法与非线性动态系统之间搭建了一座桥梁,可以方便地用线性控制系统设计方法对非线性控制系统进行设计.

## 2 U-模型表达形式

U模型是表示一类平滑非线性对象的时变参数多项式函数.1991年朱全民等<sup>[19]</sup>提出采用牛顿-拉夫

迭代算法进行多项式求解, 为U模型中控制器的设计提供了基础方法. 文献[20]正式提出了U模型的概念, 建立了一个简易的通用映射, 可将几乎所有平滑非线性离散时间输入-输出动态对象模型转换为线性控制方法可设计的结构, 其基于控制的非线性模型可以表达为如下带有 $u(t-1)$ 的多项式:

$$y(t) = \sum_{j=0}^M \alpha_j(t) u^j(t-1) + e(t). \quad (1)$$

其中:  $M$  为模型输入  $u(t-1)$  的阶次; 参数  $\alpha_j(t)$  为过去时刻的输入  $u(t-2), \dots, u(t-n)$  和输出  $y(t-1), \dots, y(t-n)$  的函数; 误差为  $e(t), \dots, e(t-n)$ , 是未知不可预测的量. 通过整理多项式, 控制模型可以表达成带有时变参数  $\alpha_j(t)$  的输入  $u(t-1)$  的幂级数. 式(1)是对非线性对象更现实的表达式, 它可以简单的数学表达式泛代广泛一类非线性对象.

文献[20]用一个实际例子说明了U模型的简洁性和通用性. 设一个非线性对象的表达形式如下:

$$y(t) = 0.1y(t-1)y(t-2) - 0.5y(t-1)u^2(t-1) + 0.8u(t-1)u(t-2). \quad (2)$$

可以按式(1)的形式写出非线性对象的U模型如下:

$$y(t) = \alpha_0(t) + \alpha_1(t)u(t-1) + \alpha_2(t)u^2(t-1). \quad (3)$$

其中:  $\alpha_0(t) = 0.1y(t-1)y(t-2)$ ,  $\alpha_1(t) = 0.8u(t-2)$ ,  $\alpha_2(t) = -0.5y(t-1)$ .

从式(3)可看出, 参数  $\alpha_j(t)$  是过去的输入  $u(t-2), \dots, u(t-n)$  和输出  $y(t-1), \dots, y(t-n)$  的函数. 从该表达式可以看出, 其数学形式简单, 而且能够很好地表达一类实际的非线性对象.

为了应用线性控制设计方法获得非线性模型控制器的输出, 可将其进一步转换为当前的形式, 即

$$y(t) = U(t), \quad (4)$$

这里

$$U(t) = \sum_{j=0}^M \alpha_j(t) u^j(t-1) + e(t). \quad (5)$$

式(5)是定义的U模型表达式.  $U(t)$  可应用线性控制设计方法获得, 然后找到式(5)的一个根即可获得控制器的输出. 应该注意的是, U模型的转换是不损失原非线性模型的任何特性, 所以可以提高非线性控制系统的设计精度和效率.

所提出的U模型非线性形式相对其他的方式具有以下优势:

1) 所提出的U模型的表达形式比自回归平均滑动模型和哈密尔顿等模型更实用.

2) U模型与几乎所有平滑非线性离散时间输入-输出动态模型兼容, 映射是可逆的.

3) 几乎所有的输入-输出非线性系统的采样数据表达方式可以具有式(1)的形式, 因此可以轻松地获得非线性系统的离散时间模型.

4) 控制模型存在一个当前的多项式结构, 用该结构表示的多项式模型可将线性系统的设计方法直接扩展到非线性控制系统, 从而简化了控制器的计算复杂性. 这样提出的建模方法与其他方法比较具有明显优势, 其他方法会导致复杂的计算, 而基于U模型的多项式只需求取一个非线性系数方程的根即可获得控制器输出. U模型与状态依赖的参数模型的不同之处在于: U模型为当前控制律的幂级数展开式, 其系数为所有过去输入和输出的时变函数, 状态依赖的参数模型则为系统过去输出的线性组合, 其系数为模型状态变量的时变函数.

### 3 基于U模型的控制系统设计方法

近10年来, 人们在基于U模型设计非线性控制系统方面做了许多工作. 文献[20]基于U模型对一类已知的动态非线性对象进行了极点配置; 文献[21]提出了基于U模型的前向自适应跟踪控制; 文献[22]在U模型框架下用自适应跟踪未知的多入多出双线性系统; 文献[23]提出了通过标准泄漏最小均方误差(NLLMS)算法的自适应逆控制结构; 文献[24]提出了基于内模控制的U结构, 用于解决一类已知的动态非线性对象的控制; 文献[25]将基于U模型的最小均方差(LMS)自适应逆方法用于控制复杂的非线性工业过程系统; 文献[26]提出了基于U模型的最小均方误差的IMC控制设计; 文献[27]提出了基于U模型的广义预测控制算法. 综上所述, 基于U模型的非线性控制系统设计包括极点配置、内模控制、预测控制、自适应逆控制、自适应内模控制、带有极点配置的自适应内模控制、带有极点配置的自适应逆控制、递推加权最小二乘的自适应控制、基于径向基函数神经网络的自适应控制. 下面分别对上述控制方法的模型建立、系统设计和稳定性分析进行概述.

#### 3.1 极点配置

在许多不同的工程领域, 极点配置法是用于解决控制问题常用的有效方法之一. 将极点配置法应用于线性系统的条件是要求配置的状态变量是可控的, 而在非线性动态模型情况下, 非线性模型的动态行为很难由零极点的位置决定, 所以极点配置方法一般不能直接应用. 在以往的非线性控制系统设计中, 是将非线性模型的非线性去掉, 这样便形成一个线性的闭环系统, 这种极点配置只能针对局部工作点的被控对象的非线性模型进行设计, 受限于它的局部性能, 这种局部性能可能导致闭环系统在严格非线性情况下

出现不能接受的性能. 而采用 U 模型表达的非线性对象, 其控制量用多项式表达, 变量是可控制的, 只需求解多项式方程即可获得控制器输出并进行极点配置, 从而完成非线性系统的极点配置的设计. 文献 [20] 对基于 U 模型的非线性动态模型进行极点配置设计, 基于 U 模型的极点配置设计是使用控制理论中的负反馈原理, 将希望输出与实际输出的过去时刻的相关值进行比较, 得出控制器的输入信号, 以此完成控制器的设计, 并将极点配置到相应的位置. 控制器的输出是解数学方程, 而控制系统设计是对带有当前控制项  $u(t-1)$  的多项式的模型结构的有效性进行分析和证明, 这大大降低了非线性控制系统中所遇到的困难和计算的复杂性.

### 3.1.1 极点配置控制器设计

文献 [20] 提出了一类非线性模型已知的极点配置控制器设计方案, 极点配置控制系统如图 1 所示. 设计中首先将非线性模型转换成 U 模型; 然后应用极点配置控制方法得出  $u(t-1)$ , 解出根  $u(t-1)$ , 并将其作为下一时刻控制器的输出.

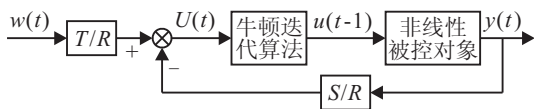


图 1 基于 U 模型的极点配置控制系统方框图

系统控制器可以描述成

$$RU(t) = Tw(t) - Sy(t). \quad (6)$$

其中:  $w(t)$  为希望的输出;  $R, S$  和  $T$  为前移算子的多项式. 式 (6) 是带有反馈传递函数  $-S/R$  和前馈传递函数  $T/R$  的控制律, 实际输出  $y(t)$  可以连接到希望输出  $w(t)$ , 其表达式为

$$y(t) = \frac{T}{R+S}w(t) = \frac{T}{A_c}w(t). \quad (7)$$

多项式  $A_c$  是闭环特征方程, 极点配置设计的关键是指定希望的闭环特征多项式  $A_c$ , 然后通过丢番图方程求解多项式  $R$  和  $S$ .  $T$  的获得是考虑消除作用在控制输出上的稳态误差, 令输出值与希望值完全相等, 通过方程 (7) 可以得出  $T = A_c(1)$ . 信号  $U(t)$  可以通过式 (6) 获得, 其多项式的长度由  $R, S$  和  $T$  决定. 控制器的输出  $u(t-1)$  通过牛顿-拉夫逊公式迭代计算获得.

### 3.1.2 极点配置控制器性能

1) 辨识误差.  $U(t)$  中含有不可预测的未知非零项  $e(t)$ , 其他未知项  $e(t-1), \dots, e(t-n)$  可通过式 (5) 的每一个采样值辨识到估计值. 如果根在每一个采样点收敛到实根, 则闭环系统的输出将收敛到希望的值, 而附加的扰动不会改变闭环系统极点位置.

2) 控制器的稳定性. 基于 U 模型的极点配置需使用牛顿-拉夫逊公式获得控制器的输出, 控制器中稳定性与牛顿-拉夫逊公式的解相关. 从式 (6) 可以看出, 控制器的输出可能出现如下不稳定的情况: ① 出现分母为零的临界点, 这主要是由对象的变化、计算误差、不合适的初值迭代等原因引起的, 会得到一个无穷值, 控制器将不稳定, 可通过迭代计算中附加条件来保证. ② 式 (6) 出现无实根的情况, 这种情况可以通过文献 [19] 提出的改进传统的牛顿-拉夫逊公式计算, 如果系统是最小相位系统, 则控制器的稳定性可以被保证. 文献 [20] 中的极点配置控制设计提供了一个直接用线性控制系统设计理论来设计一类非线性控制系统的方法.

### 3.2 变学习算子的径向基神经网络控制

文献 [28] 利用最小二乘法辨识随机非线性对象的 U 模型系数, 采用径向基神经网络构成控制器. 针对随机对象 U 模型的系数个数是已知的情况, 提出一个最小的性能指数, 采用最小均方差法构造一个变学习算子来更新 U 模型的系数  $\alpha_i$  和径向基神经网络的权值  $w_i$ .

1) 基于径向基神经网络控制的 U 模型. 随机 U 模型的表达式为

$$U(t) = \Theta^T(t) \Psi(t) + e(t). \quad (8)$$

其中:  $\Theta^T(t) = [\alpha_1, \dots, \alpha_i]$  为 U 模型的系数,  $\Psi^T(t) = [1, u(t-1), \dots, u^i(t-1)]$ . 基于 U 模型的单入单出的径向基神经网络控制器包括一个输入节点  $r(t)$ ,  $j$  个神经元, 以及动态非线性对象的输入  $U(t)$ , 其表达式为

$$U(t) = W(t) \Phi(t). \quad (9)$$

其中

$$W(t) = [w_1, w_2, \dots, w_j],$$

$$\Phi(t) = [\varphi(\|r(t) - c_1\|), \dots, \varphi(\|r(t) - c_j\|)].$$

定义性能参数

$$S = \frac{1}{2}e^2(t). \quad (10)$$

2) 参数的更新. 这里  $e(t) = r(t) - y(t)$ ,  $r(t)$  为参考输入信号,  $y(t)$  为对象输出信号, U 模型的系数和径向基神经网络的权值在负梯度方向上进行更新, 且  $\eta$  是学习速度.

$$\Theta(t+1) = \Theta(t) + \eta e(t) \Psi(t),$$

$$W(t+1) = W(t) + \eta e(t) \Phi(t). \quad (11)$$

式 (11) 为非线性参数和径向基神经网络权值更新公式. 为保证学习速度的稳定性, 学习速度的表达式为

$$\eta(t) = \frac{\eta_0(t) - \eta_n(t)}{t} + \eta_0(t). \quad (12)$$

其中:  $\eta_0(t)$  为学习算子的初值,  $\eta_n(t)$  为学习算子的终值.

### 3.3 自适应控制

文献 [29] 提出了基于 U 模型的随机非线性系统的自适应控制, 主要用于控制一类未知参数的随机非线性离散时间对象. 文中假设 U 模型的所有参数是完全未知的, 使用 U 模型框架, 应用加权迭代最小二乘法辨识未知对象, 对所提出的 U 模型表达式的时变系数进行辨识, 并证明了时变参数在线辨识的收敛性.

随机 U 模型的表达方式与式 (5) 相同,  $\alpha_j(t)$  为时变参数, U 模型的向量表达形式为

$$y(t) = U(t) = \theta^T(t) \Psi(t) + e(t). \quad (13)$$

加权迭代最小均方差, 设置了如下最合适的参数辨识方法:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t+1) &= \hat{\theta}(t) + K(t+1)\varepsilon(t+1), \\ \varepsilon(t+1) &= y(t+1) - \Psi^T(t+1)\hat{\theta}(t), \\ K(t+1) &= \frac{P(t)\Psi(t+1)}{\lambda + \Psi^T(t+1)P(t)\Psi(t+1)}, \\ P(t+1) &= [I - K(t+1)]P(t). \end{aligned} \quad (14)$$

其中:  $\hat{\theta}(t+1)$  为  $\theta(t)$  的辨识向量;  $\varepsilon(t+1)$  为测量输出与前一步预测模型输出的预测误差;  $K(t+1)$  为权重因数向量, 与  $\varepsilon(t+1)$  构成对不同参数向量元素的修改值;  $P(t+1)$  为协方差矩阵. 参数辨识收敛条件为, 如果  $N$  阶输入  $u(t-1)$  是持续存在的, 系统未知参数能够被式 (14) 辨识, 则动态非线性系统是收敛的.

在基于 U 模型的自适应控制非线性框架中, 时变参数  $\alpha_j(t)$  是完全未知的. 对提出的自适应控制方案进行设计, 设置极点配置的方式如式 (6) 所示. 对于自适应极点配置控制和在线迭代参数辨识的算法的执行过程, 采用先设置参数初始值, 并按极点配置的方法设计极点配置控制器, 利用式 (14) 时时更新参数, 在下一时刻进行新一轮的极点配置控制器参数的适应性修正. 这就是一类非线性系统随机时变参数动态对象的在线辨识和控制器设计. 建立带有加权最小二乘法的极点配置在线辨识算法, 研究综合自适应控制和辨识方法控制基于 U 模型框架的非线性对象, 是建立线性控制策略设计非线性随机系统的一个方法.

### 3.4 自适应跟踪控制 MIMO 双线性系统

双线性系统是一个简单非线性的线性系统的伸展. 文献 [30] 提出的动态双线性系统是一类常用的系统, 建立 U 模型表达未知 MIMO 双线性系统模型, 使用径向基函数神经网络在线辨识 MIMO 双线性对象模型. 文献 [21-22] 提出使用 U 模型的学习前馈控制, 主要用于实现实际输出快速跟踪理想输出. 一个双线性系统可以表示为

$$Y_k = AY_{k-i} + F(Y_{k-1}) \cdot U_{k-1}. \quad (15)$$

其中:  $k$  为当前时间步,  $Y_k$  和  $U_k$  为输入和输出向量,  $A$

为系统动态矩阵,  $F(\cdot)$  关系到非线性系统的过去控制输入和输出.

1) 径向基神经网络函数. 一个  $M$  输入  $P$  输出的径向基神经网络函数如图 2 所示. 对于 MIMO 系统, 输入和输出向量分别为  $U(k) = [u_1(k) \cdots u_M(k)]$  和  $Y(k) = [y_1(k) \cdots y_p(k)]$ . 每一个输入节点通过单位权值连接到隐层神经元所有的节点, 隐层的每一个节点通过一些权值连接到输出节点, 一个神经元通常用欧几里德范数找到输入与其中心之间的距离, 通常函数是宽度为  $\beta$  的高斯函数. 这里第  $j$  个输出已经作用于仅有的  $M$  输入, 且  $w_{ji}$  是连接第  $j$  个神经元到第  $i$  个输出的权值. MIMO 径向积神经网络函数表达式为

$$Y(k) = W \Phi(k). \quad (16)$$

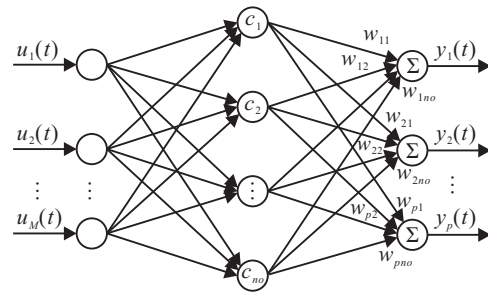


图 2 基于 RBFNN 的 MIMO 非线性对象

2) 在线辨识. 将当前的控制反馈到对象与在线辨识对象的径向基神经网络函数上. 径向基神经网络函数要求对象输出与径向基神经网络函数输出间的失配误差最小, 按这个要求进行训练, 径向基神经网络函数的权值是使用 LMS 原理进行更新的, 输出写成 U 模型的一阶输出的形式为

$$\hat{Y}(k) = A_1 U_{k-1} + W \Phi = A_0 + A_1 U_{k-1}. \quad (17)$$

其中:  $A_1$  为当前控制与过去状态相关项,  $A_0 = W \Phi$ . RBFNN 的权值和  $A_1$  是用 LMS 原理进行更新的, 更新规则为

$$W(k+1) = W(k) + \alpha \text{Err}(k) \Phi^T, \quad (18)$$

$$A_1(k+1) = A_1(k) + \alpha \text{Err}(k) U_{k-1}^T, \quad (19)$$

其中  $\text{Err}(k)$  为对象输出  $Y(k)$  与 RBFNN 输出  $\hat{Y}(k)$  之间的失配误差. 选择控制器的传递函数的逆, 并将对象的输出信号作为控制器的输入信号, 通过控制器传递, 形成对象输入的逆. 考虑对象的模拟方式, 控制器的变动  $U_{k-1}$  可通过使用牛顿-拉夫逊迭代获得, 公式如下:

$$U_{k-1} = A_1^{-1}(E(k) - W \Phi). \quad (20)$$

因此, 对于高阶系统, 牛顿-拉夫逊的解是在每个迭代过程中求逆获得的.

### 3.5 自适应内模控制

文献 [23-26, 31-35] 提出了基于 U 模型的自适应

IMC 方案, 结构如图 3 所示. 动态非线性对象被模拟成 U 模型, 其参数使用非线性自适应滤波器辨识, 方程的根为 U 模型的非线性对象的输入, 实现自适应跟踪等效的非线性对象, 并完成简单控制律的合成. 基于 U 模型提出的自适应跟踪非线性对象只需使用上一时刻数据, 而且适用于大范围的非线性动态对象, 主要优势在于具有常规性和简单的控制规律.

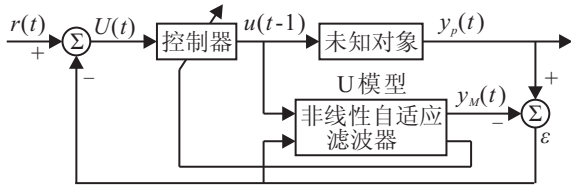


图 3 基于 U 模型的自适应内模控制框图

### 3.5.1 非线性自适应滤波器

精确辨识对象对于内模控制方案非常重要. 假设非线性动态对象是稳定对象, 对象的参数或者结构未知, 在文献 [23-26, 31-35] 中非线性对象的模型结构未知, 用神经网络模型近似逼近非线性对象, 提出的使用自适应滤波器在线辨识对象的结构如图 4 所示.

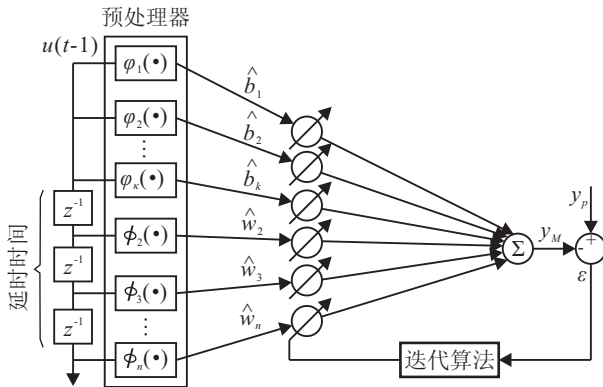


图 4 基于 U 模型的自适应滤波器

模型结构如下:

$$y_M(t) = \hat{b}_1 \varphi_1(u(t-1)) + \hat{b}_2 \varphi_2(u(t-1)) + \dots + \hat{b}_k \varphi_k(u(t-1)) + \hat{w}_2 \phi_2(u(t-2)) + \hat{w}_3 \phi_3(u(t-3)) + \dots + \hat{w}_n \phi_n(u(t-n)). \quad (21)$$

为了让该结构适用于带有 U 模型的函数  $\phi_i(u(t-1))$ , 文献 [31] 中  $\hat{b}_1$  是事先设定好的, 而  $\hat{b}_i (i = 2, 3, \dots, k)$  和  $\hat{w}_j (j = 2, 3, \dots, n)$  可以采用非线性函数标准最小均方差算法辨识,  $\phi_i(u(t-1)) (i = 2, \dots, k)$  和  $\varphi_j(u(t-j)) (j = 2, \dots, n)$  可以使用神经网络函数. 文献 [31] 中的函数表达为当前输入信号  $u(t-1)$  的级数, 则  $\phi_i(u(t-1)) = u^i(t-1), i = 1, 2, \dots, k$ . 利用高斯径向基函数表达剩余的非线性函数, 选择径向基函数是因为其具有好的近似特性. 方程 (21) 可转换成

$$y_M(t) = \hat{b}_1 u(t-1) + \hat{b}_2 u^2(t-1) + \dots + \hat{b}_k u^k(t-1) + \hat{w}_2 \phi_2(u(t-2)) + \hat{w}_3 \phi_3(u(t-3)) + \dots + \hat{w}_n \phi_n(u(t-n)). \quad (22)$$

所有权值的调整均使用标准最小均方差法, 即  $E\{|y_p - y_m|^2\}$  达到最小,  $y_p$  为希望输出.

### 3.5.2 内模控制

文献 [26, 35] 提出的内模控制可以用于线性和非线性系统, 特别适合于设计和实现开环稳定系统. 对于内模控制, 如果对象和控制器是输入-输出稳定的且模型可以代表对象, 则闭环系统是输入-输出稳定的; 如果对象的逆存在, 则这个逆可用作控制器, 并且带有该控制器的闭环系统是输入-输出稳定的; 如果存在状态稳定模型, 且等于稳定控制器, 则闭环系统是输入-输出稳定的. 考虑设计简单控制律, 可以将方程 (22) 转变为等效的 U 模型

$$y_M(t) = \sum_{j=0}^M \hat{\alpha}_j(t) u^j(t-1). \quad (23)$$

在文献 [23, 32] 中

$$\hat{\alpha}_0 = \hat{w}_2 \varphi_2(u(t-2)) + \hat{w}_3 \varphi_3(u(t-3)) + \dots + \hat{w}_n \varphi_n(u(t-n)),$$

且  $\hat{\alpha}_1 = \hat{b}_1, \hat{\alpha}_2 = \hat{b}_2, \dots$ . 使用牛顿-拉夫逊的根算法很容易获得控制输入, 设计得出一个简单标准的控制律, 这个方案在非线形控制区域非常有用. 如图 4 所示, 控制器  $u(t)$  的输出是供给未知的对象和非线性自适应滤波器, 对象的输出  $y_p(t)$  与径向基非线性滤波器  $y_M(t)$  之间的差值是输入到滤波器中的失配误差  $\varepsilon$ . 滤波器的参数是使用 LMS 更新的, 以令误差  $\varepsilon$  为最小. 基于 U 模型的控制采用牛顿-拉夫逊计算未知对象的逆, 如果被控对象是不稳定的, 则它首先采用简单的反馈进行稳定. 文献 [23] 已将自适应内模控制应用于直流电机速度控制.

### 3.6 自适应逆控制

文献 [36-37] 提出了基于 U 模型的非线性自适应逆控制, 一个非线性滤波包括单一的自适应线性组合和非线性多项式预处理器, 结构如图 5 所示. 非线性预处理器产生输入  $u(t-1)$  的幂级数. 在图 5 中, 输入信号  $u(t-1)$  应用到非线性自适应滤波器  $M(\cdot)$ , 模拟未知对象  $P(\cdot)$ , 信号加权和作为自适应滤波器的输出, 即

$$\hat{y}(t) = \sum_{j=0}^M w_j \phi_j(\cdot), \quad (24)$$

其中  $\phi_i(\cdot) = u^i(t-1)$ . 采用标准泄漏最小均方算法调整自适应滤波器权值  $w_i$  使  $e(t)$  的均方差最小. 当权

值收敛和误差变成最小时, 非线性自适应滤波器响应将接近未知对象的响应。

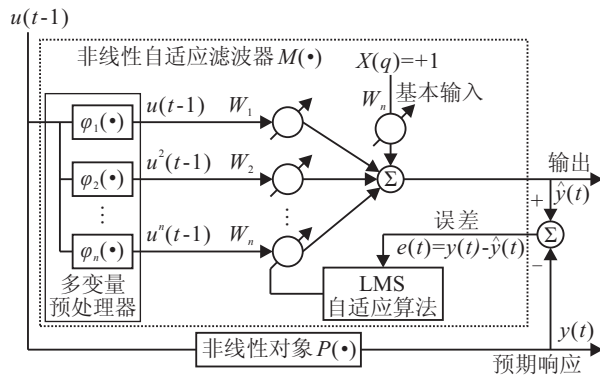


图5 基于LMS的非线性自适应滤波器

### 3.6.1 非线性自适应逆控制

自适应逆控制系统如图6所示. 其中:  $P(\cdot)$  为未知对象, 非线性自适应滤波器  $m(\cdot)$  设置为U模型结构(如图5所示), 误差  $e(t) = y(t) - \hat{y}(t)$  用于更新  $M(\cdot)$  以提供前馈控制  $C(\cdot)$  所需的U模型参数向量(虚线所示), 因此控制器输出  $u(t)$  可使用标准牛顿-拉夫逊根算法获得. 当  $e(t)$  为最小时, 获得  $P(\cdot)$  的逆.

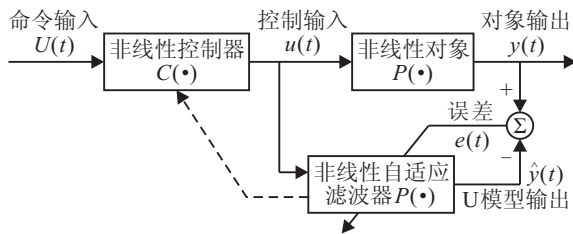


图6 基于U模型的自适应控制

方案实现是在对象输入和输出稳定的基础上, 如果可以保证系统内稳定, 则整个系统的稳定性能够得到保证. 一个系统内稳定的定义如下: 系统有界信号在控制系统的任何点注入, 都将在任何其他的点产生有界响应, 滤波器可使用标准泄漏最小均方算法模拟稳定的对象模型且平均平方误差是收敛的.

### 3.6.2 基于U模型的自适应控制

实现对未知动态对象自适应跟踪, 需要考虑带有未知或者不确定参数非线性动态SISO对象的稳定性. 如果对象不稳定, 则应采用其他标准控制技术稳定对象. 方程(23)给出了对象  $M(\cdot)$  的参数辨识, 模型参数  $w_i$  在时间点  $k$  使用下面的方程进行参数更新:

$$W_{k+1} = (1 - 2\mu\gamma)W_k + \frac{\mu}{\delta + \|X_k\|^2} X_k e_k. \quad (25)$$

其中:  $W_k$  为滤波器权向量且  $X_k$  为输入向量,

$$W_k^T = [w_{0k} \ w_{1k} \ \dots \ w_{ik}],$$

$$X_k = [\phi_{0k} \ \phi_{1k} \ \dots \ \phi_{ik}]^T;$$

误差  $e_k$  的表达式为

$$e_k = y_k - W_k^T X_k; \quad (26)$$

$\gamma$  为泄漏因数,  $0 < \gamma < 1$ ; 参数  $\mu$  是到输入向量  $X_k$  的时变的阶尺寸比例, 帮助快速收敛. 当  $X_k$  变得很小时参数  $\delta > 0$ , 可以避免大的比例. 针对非线性的实际系统, 文献[36]通过实验表明了将基于U模型的自适应逆控制应用于热设备工艺中的有效性, 文献[40]通过实验验证了将基于U模型的自适应逆控制应用于化学反应的标准检查程序的有效性.

## 3.7 鲁棒性研究

文献[38-39]提出了基于U模型的SISO和MIMO非线性系统, U模型的模型框架适用于非线性系统的自适应控制和跟踪, 为此提出了一种基于近似逆的控制器设计方法. 一个合适的自适应增益称为学习算子, 通常需要递归计算获得. 学习速度将设计在一个最适宜的范围内, 小的学习速度主要是为了避免在学习中的不稳定性, 会减慢学习过程, 特别是文献[39]中对于带有多参数的MIMO系统, 需要辨识大量的数据, 一个小的学习速度可能会消耗大量的时间和机械能. 因此, 文献[38-39]使用反馈结构来分析基于U模型的SISO和MIMO非线性系统的鲁棒性, 找出最优的学习速度, 从而保证算法稳定. 使用压缩映射和学习速度的有界性来保证基于U模型的控制系统的鲁棒性、稳定性以及对U模型参数自适应的快速收敛速度, 而学习速度则是通过小增益定理选择的.

### 3.7.1 非线性U模型

基于MIMO非线性系统IMC的U模型结构<sup>[39]</sup>如下:

$$Y_m(t) = \sum_{j=0}^M A_j \dot{U}(t-1) = F(U(t-1)). \quad (27)$$

其中:  $U(t-1)$  和  $Y_m(t)$  分别为输入和输出向量,

$$\dot{U}(t-1) = [u_1^j(t-1) \ u_2^j(t-1) \ \dots \ u_p^j(t-1)]^T,$$

$A_j$  为采样标量矩阵. 这里首先需要解决的是辨识模型参数项  $A_j$ , 以获得MIMO非线性U模型; 然后使用牛顿-拉夫逊的逆作为控制器. 输入到控制器的  $E(t)$  等于模型的输出  $Y_m(t)$ , 即

$$E(t) = Y_m(t). \quad (28)$$

方程(28)是系统多变量非线性方程, 可通过牛顿-拉夫逊迭代非线性方程求解, 即

$$F(U_{k+1}(t-1)) = F(U_k(t-1) + H) = E(t). \quad (29)$$

在  $F(U_k(t-1) + H)$  展开泰勒级数, 得出牛顿-拉夫逊解为

$$U_{k+1}(t-1) = U_k(t-1) + F'(U_k(t-1))^{-1}(E(t) - F(U_k(t-1))). \quad (30)$$

牛顿-拉夫逊解受矩阵逆的存在性限制, 可能在更新

过程中获得奇异的雅克比矩阵,因此可以采用虚拟反矩阵、雅克比矩阵的前一瞬间的逆矩阵和加一个小数到雅克比矩阵来避免奇异.

### 3.7.2 自适应辨识算法

采用 LMS 实现参数的更新迭代,参数和参数误差迭代更新方程如下:

$$\hat{A}(t+1) = \hat{A}(t) + \mu(t)e(t)U^T(t), \quad (31)$$

$$\tilde{A}(t+1) = \tilde{A}(t) + \mu(t)e(t)U^T(t). \quad (32)$$

其中:  $\hat{A}(t)$  为  $A(t)$  的辨识值;  $\tilde{A}(t)$  为参数真实值与其参数的辨识值的差,即  $\tilde{A}(t) = A(t) - \hat{A}(t)$ .

### 3.7.3 鲁棒性

鲁棒性的重要性在于算法具有扰动的一致估计误差,小扰动会导致小辨识误差,而对于自适应算法是无法得到保证的.在自适应算法中,小的扰动可能会导致大的辨识误差. U 模型自适应的鲁棒性分析不涉及关于信号和噪声的任何信息,分析的结果是将获得学习速度.从广义上讲,鲁棒性可以被认为是辨识误差能量  $E_{IE}$  与噪声或者扰动能量  $E_P$  的比例,被确保为一个有界的正常数,表达式如下:

$$\frac{E_{IE}}{E_P} \leq 1. \quad (33)$$

方程(33)给出了一个比例,保证辨识误差的能量结果的上界将是扰动能量,不考虑噪声的性质和统计特性来设置学习速度,以保证存在噪声扰动的系统的鲁棒性.

1) 基于鲁棒性的最优学习速度.定义一个压缩映射  $x$  到  $y$ ,  $\|T[x]\|^2 \leq \|x\|^2$ ,表明输出能量不会超过输入能量.在这种情况下,方程(33)的能量表达式是符合压缩映射的.将  $\tilde{A}(t+1)$  和先验误差向量  $e_a(t)$  在  $t+1$  时的欧几里德范数与  $\tilde{A}(t+1)$  和扰动误差的欧几里德范数进行比较,等效误差迭代方程为

$$\|\tilde{A}(t+1)\|^2 + \mu(t)e_a^2(t) = \|\tilde{A}(t)\|^2 + \mu(t)\tilde{v}^2(t). \quad (34)$$

其中

$$\tilde{v}(t) = e(t) - e_a(t),$$

$$\eta(t) = \frac{1}{\|U(t-1)\|^2}, \mu(t) = \eta(t).$$

变换式(34)可以得出如下的学习速度决定能量界限的公式:

$$\frac{\|\tilde{A}(t+1)\|^2 + \mu(t)e_a^2(t)}{\|\tilde{A}(t)\|^2 + \mu(t)\tilde{v}^2(t)} \leq 1, 0 < \mu(t) < \eta(t); \quad (35a)$$

$$\frac{\|\tilde{A}(t+1)\|^2 + \mu(t)e_a^2(t)}{\|\tilde{A}(t)\|^2 + \mu(t)\tilde{v}^2(t)} = 1, \mu(t) = \eta(t); \quad (35b)$$

$$\frac{\|\tilde{A}(t+1)\|^2 + \mu(t)e_a^2(t)}{\|\tilde{A}(t)\|^2 + \mu(t)\tilde{v}^2(t)} \geq 1, \mu(t) > \eta(t). \quad (35c)$$

式(35a)和(35b)表明,若学习速度为  $\mu(t) \leq \eta(t)$ ,则从  $\{\tilde{A}(t), \sqrt{\eta(t)}e_p(t)\}$  到  $\{\tilde{A}(t+1), \sqrt{\eta(t)}e_a(t)\}$  的

映射为压缩映射,由局部能量有限可推得迭代更新过程的鲁棒性.这个能量界限指出,无论  $\tilde{v}(t)$  和参数误差向量的值是多少,能量值  $(\|\tilde{A}(t+1)\|^2 + \mu(t)e_a^2(t))$  总是小于或等于能量值  $(\|\tilde{A}(t)\|^2 + \mu(t)\tilde{v}^2(t))$ ,从而算法表现为存在噪声扰动和负载变化时的鲁棒性.当为式(35c)的情况时,自适应算法损耗了它的鲁棒性.

2) 反馈结构.式(35)给出的界限说明了一种建立反馈结构的方式,而参数方程(32)可以写成下面的等式:

$$\tilde{A}(t+1) = \tilde{A}(t) - \eta(t)(e_a(t) - e_p(t))U^T(t-1). \quad (36)$$

对式(36)求平方范数,可得到类似于方程(35)的形式.除扰动误差  $\tilde{v}(t)$  由负后验误差  $-e_p(t)$  代替之外,学习速度设置为  $\eta(t)$ ,表达的比例的形式值为 1,符合所有可能的学习速度.这意味着从信号  $\{\tilde{A}(t), \sqrt{\eta(t)}e_p(t)\}$  到信号  $\{\tilde{A}(t+1), \sqrt{\eta(t)}e_a(t)\}$  的映射  $\bar{T}_i$  是无损的.对 U 模型的输出  $y(t)$  应用均值定理,可得出

$$A(t)U(t-1) - \hat{A}(t)U(t-1) = y'(\tau)e_a(t). \quad (37)$$

对于点  $\tau$ ,在辨识步骤中顺着连接部分  $A(t)U(t-1)$  和  $\hat{A}(t)U(t-1)$ ,可得到

$$-\sqrt{\eta(t)}e_p(t) = \frac{\mu(t)}{\sqrt{\eta(t)}}v(t) - \left[1 - \frac{\mu(t)}{\eta(t)}y'(\tau)\right]\sqrt{\eta(t)}e_a(t). \quad (38)$$

式(38)显示了一个反馈结构.利用小增益定理分析反馈结构的稳定性,学习速度  $\mu(t)$  的推导主要是保证鲁棒性、稳定性和快速训练算法,这意味着一个有限能量输出噪声序列  $\sqrt{\eta(t)}v(t)$  被映射为无限能量的先验误差序列  $\sqrt{\eta(t)}e_a(t)$ .使用小增益定理获得最优的学习速度,定义在反馈环的增益为

$$\Delta(N) = \max_{0 \leq t \leq n} \left|1 - \frac{\mu(t)}{\eta(t)}y'(\tau)\right|, \quad (39)$$

其中  $\Delta(N)$  为在  $0 \leq t \leq N$  之间最大反馈环的绝对增益.按照小增益定理,反馈配置  $L_2$  稳定的条件是前馈和反馈映射的范数乘积严格有界.假定其已经为无损的情况,这意味着前馈映射的范数等于 1,反馈映射的范数定义为  $\Delta(N)$ .所以,如果保持范数乘积小于 1,至少要求  $\Delta(N) < 1$ .现在学习速度将在  $\Delta(N)$  中设置为小于 1,并保证界限

$$0 < \mu(t)y'(\tau) < 2\eta(t) = \frac{2}{\|u(t)\|^2}. \quad (40)$$

式(40)不只是保证 U 模型参数迭代序列的稳定性,也保证了快速收敛性.

## 3.8 广义预测控制

文献[27]提出了基于 U 模型的广义预测控制算法,控制器的输出由牛顿迭代算法得到.该算法是准确的模型匹配控制,与其他基于线性化近似模型所对应的性能指标相比,基于 U 模型的广义预测控制的性

能指标最小,突破了标准广义预测控制不能直接应用于非线性系统的限制.广义预测控制以受控自回归积分滑动平均模型表示的线性动态系统为被控对象,可描述一类非平稳扰动,而且由于将积分作用纳入控制律中,可以保证系统的稳态误差为零.

### 3.8.1 基于U模型的广义预测控制

广义预测控制采用对未来输出误差和控制量加权的二次型性能指标

$$J_P = E[Y(k+1) - Y_r(k+1)]^T Q \times [Y(k+1) - Y_r(k+1)] + \Delta U_P^T \lambda \Delta U_P. \quad (41)$$

当广义预测控制与U模型结合时,向量 $\Delta U_P(k)$ 中的元素替换成 $\Delta U(k+j-1)$ , $j=1,2,\dots,M$ .为了适应外界干扰或噪声的影响,随机U模型可表示为

$$(1 - z^{-1})y(k) = \Delta U(k-1) + \xi(k). \quad (42)$$

其中: $\Delta = 1 - z^{-1}$ 为差分算子, $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别为系统的输入和输出, $\xi(k)$ 为零均值有限方差的噪声干扰.

1)  $k+j$ 时刻的预测输出.利用直到 $k$ 时刻为止的输入、输出数据对 $k+j$ 时刻系统的输出进行预测,为此引入Diophantine方程

$$1 = (1 - z^{-1})R_j(z^{-1}) + z^{-j}S_j(z^{-1}). \quad (43)$$

$k+j$ 时刻的预测输出为

$$y(k+j) = R_j(z^{-1})\Delta U(k+j-1) + S_j(z^{-1})y(k) + R_j(z^{-1})\xi(k+j). \quad (44)$$

定义并得出

$$y(k+j) = y_P(k+j|k) + R_j(z^{-1})\xi(k+j). \quad (45)$$

式(45)中的第1项称为 $j$ 步导前最优预测输出,第2项称为预测误差.值得注意的是,当预测步数 $j$ 改变时,Diophantine方程中多项式 $R_j(z^{-1})$ 、 $S_j(z^{-1})$ 也不同,需重新计算.

2) 多步最优预测输出.当预测时域长度 $j$ 取从1到 $P$ 时,其多步最优预测输出可以分别利用给出的 $R_j(z^{-1})$ 、 $S_j(z^{-1})$ 递推公式求得

$$y_P(k+P/k) = \Delta U(k+P-1) + r_{P,1}\Delta U(k+P-2) + \dots + r_{P,P-M}\Delta U(k+M-1) + \dots + r_{P,P-1}\Delta U(k) + S_P(z^{-1})y(k). \quad (46)$$

假设 $\Delta U(k+j-1)=0$ , $j>M$ ,则具有矩阵形式的最优预测输出可表示为

$$Y_P(k+1) = G\Delta U_P(k) + S(z^{-1})y(k), \quad (47)$$

其中 $G$ 称为控制矩阵.

3) 最优控制律计算.矩阵形式的未来预测输出 $Y(k+1)$ 可表示为

$$Y(k+1) = G\Delta U_P(k) + S(z^{-1})y(k) + \varepsilon(k+1). \quad (48)$$

其中

$$\varepsilon(k+1) = [R_1(z^{-1})\xi(k+1) \ \dots \ R_P(z^{-1})\xi(k+P)]^T.$$

最优控制增量为

$$\Delta U(k+i-1) = d_i^T [Y_r(k+1) - S(z^{-1})y(k)], \quad (49)$$

其中 $d_i^T$ 为矩阵 $(G^T Q G + \lambda)^{-1} G^T Q$ 的第 $i$ 行.若只执行当前时刻的控制增量 $\Delta U(k)$ 一步,则对于 $k+1$ 及其以后时刻的控制增量,采用重新计算的闭环控制策略只需计算矩阵 $(G^T Q G + \lambda)^{-1} G^T Q$ 第1行 $d_1^T$ 即可.于是,控制器在 $k$ 时刻的输出值 $U(k)$ 可由下式获得:

$$U(k) = \Delta U(k) + U(k-1). \quad (50)$$

$U(k)$ 仅仅是系统的伪输入,用Newton-Raphson算法可求解系统的实际输入 $u(k)$ .

### 3.8.2 性能指标

1) 针对非线性系统设计基于U模型的广义预测控制器的可行性.目前,几乎没有直接的方法针对非线性模型进行广义预测控制,对于用NARMAX模型表示的平滑非线性动态系统,U模型提供了直接解决方法.

2) 模型的匹配误差.基于U模型的广义预测控制是准确的模型匹配控制,因此针对同一个非线性系统,用任何一种线性化方法所获得的模型与U模型所描述的系统相比都或多或少地存在逼近误差.为了比较模型失配误差,引入2个新的变量 $J_U$ 和 $J_L$ ,分别表示基于U模型和线性化模型的广义预测控制的性能指标.将非线性系统用U模型描述时, $e(k)=0$ ,于是

$$J_U = J. \quad (51)$$

对于线性化模型,若模型误差 $e(k)$ 为零均值有限方差的独立分布序列,则它是对非线性系统真实模型的最佳线性化逼近.设方差为 $\sigma_e^2$ ,于是有

$$J_L = J + \sigma_e^2, \quad (52)$$

从而有 $J_U < J_L$ 成立.与线性化模型所对应的性能指标相比,基于U模型的广义预测控制的性能指标最小.

## 4 结论与展望

综上所述,基于U模型的控制系统设计应首先确定非线性对象模型,包括SISO和MIMO非线性系统.在非线形模型结构和参数已知的情况下,非线性对象U模型的多项式表达式可以通过迭代方法实时获得,并在此基础上进行控制器的设计.参数已知的非线性对象是针对可以精确建模的非线性系统,因而其应用具有一定的局限性.当非线性模型的结构和

参数为随机函数时,可采用辨识获得随机 U 模型的参数. 辨识的方法主要包括神经网络径向基函数、最小均方差、加权迭代最小均方差和标准泄漏最小均方差等. 神经网络径向基函数通过调整神经网络函数权值使辨识模型快速接近实际的非线性对象,在神经网络权值调整上采用系统误差作为调整因子,为了适应不同的辨识速度要求,采用变学习算子调整神经网络的权值. 辨识过程是一个根据误差值进行自动调整的过程,所以称为基于神经网络径向基的自适应滤波器. 基于神经网络的自适应滤波器可以较好地应用于结构已知、参数未知的非线性对象,但辨识是一个缓慢的计算过程,而对于结构未知的非线性参数,其神经网络径向基函数的设置是一个渐进的过程. 辨识是一个复杂的实现过程,至今尚没有相关的实现方案. 最小均方差、加权迭代最小均方差和标准泄漏最小均方差是采用不同的方差矩阵调整权重向量,进而获得随机 U 模型的参数,在辨识过程中如何选择初值没有一个相应的原则,同时其辨识参数收敛有条件要求,要求输入  $u(t-1)$  是持续存在的,这在一定程度上限制了它的应用. 而对于不稳定的非线性对象,人们提出先用一般的控制器设计将模型稳定,再确定 U 模型的表达方式,但至今还没有一个成形的方案. 因此,对于基于 U 模型的非线性对象的辨识仍是一个探索的过程.

基于 U 模型的控制器设计的主要方案有极点配置、内模控制、自适应逆控制、预测控制. 极点配置是在 U 模型结构和参数确定的情况下,采用丢番图方程解相应的多项式,以完成极点配置. 极点配置方法简单,但至今仍未对其鲁棒性进行研究,因此当存在未知干扰时无法保证系统的稳定性. 内模控制要求用对象的逆设计控制器,考虑到参数是已知的, U 模型情况可以直接应用. 当非线性对象的模型为随机模型时,在动态非线性对象稳定的假设下可以先应用自适应滤波获得随机非线性 U 模型,再使用牛顿-拉夫逊公式求得对象的逆. 内模控制稳定性可以利用已有的对内模控制研究得到的结果来保证. 自适应逆控制是一个根据非线性对象的逆进行设计的一个开环控制,非线性模型通过自适应滤波器获得,控制器的调整包括自身优化、动态对象响应和模拟被控制对象的逆,自适应逆控制的设计方案使用方便,能实现大量的动态对象的响应. 但是,自适应内模控制和自适应逆控制的一个关键问题是要求保证被描述的非线性对象的逆存在,对于 MIMO 非线性对象需求取矩阵的逆,因此如何应用牛顿-拉夫逊公式获得根是基于 U 模型的非线性系统设计和控制器输出计算的一个关键问题. 在用牛顿-拉夫逊公式求 SISO 非线性对象时,可

能会出现零和虚根的情况,是一个必须要解决的问题,而对于 MIMO 非线性对象,则需要求解牛顿-拉夫逊公式中的矩阵的逆,因此要求矩阵是非奇异的. 当出现矩阵为奇异的情况时,人们提出了几种处理方式,可以使用前一时刻的矩阵、在当前时刻的矩阵上加一个小的常量等,但 MIMO 的非线性对象控制系统设计的计算量明显增加,并且其牛顿-拉夫逊公式的表达形式会有所不同. 自适应内模控制和逆控制都是在牛顿-拉夫逊公式基础上求取控制器输出的逆获得的,因此上述问题的存在会使得与此相关的控制器的求取存在一定的局限性. 在鲁棒性分析方面,可使用反馈结构分析基于 U 模型的非线性系统的鲁棒性,找出最优的学习速度,保证算法的稳定,使用压缩映射和学习速度的有界性来保证基于 U 模型的控制系统的鲁棒性、稳定性和对 U 模型参数的自适应的快速收敛速度,而学习速度可通过小增益定理来确定如何选择.

U 模型为传统的非线性系统构造了一个通用的模型结构,该模型结构能够表示大范围的平滑非线性系统. 同时, U 模型结构在线性控制系统的设计方法与非线性动态系统之间搭建了一座桥梁,从而可以方便地用线性控制系统设计方法对非线性控制系统进行控制,并且 U 模型可以将非线性动态模型转换为一类仅有伪输入的参数时变非线性多项式模型,它的提出将为非线性对象控制系统设计提供一个良好的发展方向. 从 2002 年 U 模型被提出,到 2012 年的 10 年时间,关于 U 模型的研究尚处于初始阶段,至今尚未见到相关研究成果在顶级期刊上发表,而发表的文章大多集中在应用方面,理论分析较少,没有引起足够的重视. 为此,本文对 U 模型下一步的研究工作提出如下几点参考建议:

1) 在 U 模型的辨识方法上,可以考虑采用更多的方法进行非线性 U 模型的辨识研究,并对模型结构和参数均未知的非线性对象提出一个良好的解决方案.

2) 分析系统鲁棒性. 人们已经提出了一些比较完善的设计方法,但对鲁棒性进行的分析很少,这也是需要解决的一个问题.

3) 通过研究以往文献可以发现,应用牛顿-拉夫逊公式建立控制器输出的迭代仍存在一些需要解决的问题,可以考虑探求新的控制器迭代方法.

4) 考虑提出新的控制系统设计方案,将其他具有代表性的线性控制系统的设计方法扩展应用于非线性控制系统,或者将已有的非线性的控制方案应用到 U 模型中,以提高非线性系统的控制质量和设计灵活性.

5) 加强基于 U 模型的非线性控制系统的理论分析研究.

## 参考文献(References)

- [1] Leenaerts Domine, Van B, Wim M G. Piecewise linear modeling and analysis[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1998: 5-30.
- [2] Okten H. A survey on piecewise-linear models of regulatory dynamical systems[J]. *Nonlinear Analysis*, 2005, 63(3): 336-349.
- [3] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural network design[M]. USA: PWS, 2002: 2-13.
- [4] Zhu Q M, Ma Z Warwick K. A neural network enhanced generalised minimum variance self tuning control for nonlinear discrete-time systems[J]. *IEE Proc on Control Theory and Applications*, 1999, 146(4): 319-326.
- [5] Pei H, Zhou Q. Approximate linearization of nonlinear systems: A neural network approach[J]. *Control Theory & Applications*, 1998, 15(1): 31-38.
- [6] Petlenkov D E. NN-ANARX structure based dynamic output feedback linearization for control of nonlinear MIMO systems[C]. *Proc of the 15th Mediterranean Conf on Control & Automation*. Athens, 2007: 1132-1137.
- [7] Khalil H K. *Nonlinear systems*[M]. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002: 30-69.
- [8] Haddad W M, Chellaboin V. *Nonlinear dynamical systems and control: A Lyapunov-based approach*[M]. New Jersey: Princeton University Press, 2008: 23-35.
- [9] Lee H G, Marcus S I. On input-output linearization of discrete-time nonlinear system[J]. *Systems & Control Letters*, 1987, 8(3): 249-259.
- [10] Kravaris C, Soroush M. Synthesis of multivariable nonlinear controllers by input/output linearization[J]. *AIChE J*, 1990, 36(2): 249-264.
- [11] Wang L, Wang Q L. The feedback linearization based on backstepping technique[C]. *IEEE Int Conf on Intelligent Computing and Intelligent Systems*. Phoenix: IEEE, 2009: 282-286.
- [12] Zhou J, Wen C. Adaptive backstepping control of uncertain systems: Nonsmooth nonlinearities, interactions or time-variations[Z]. *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, 2008: 18-27.
- [13] Hebertt S R, Miguel R B, Alan S I Z. Adaptive dynamical input-output linearization of DC power converters: A backstepping approach[J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 1997, 7(3): 279-296.
- [14] Nejati A, Shahrokh M, Mehrabani A. Comparison between backstepping and input-output linearization techniques for pH process control[J]. *J of Process Control*, 2012, 22(1): 263-271.
- [15] Guckenheimer H J P. *Nonlinear oscillations, dynamic systems and bifurcations of vector fields*[M]. New York: Springer, 1983: 23-34.
- [16] Hunt L R, Su R, Meyer G. *Design for multi-input nonlinear systems*[C]. *Differential Geometric Control Theory*. Boston: Birkhauser, 1983: 22-43.
- [17] Cheng D, Qi H. *Semi-tensor product of matrix-theory and applications*[M]. Beijing: Science Press, 2007: 24-27.
- [18] Hauser J, Sastry S, Kokovic P. Nonlinear control via approximate input-output linearization: The ball and beam[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1992, 37(3): 392-398.
- [19] Zhu Q M, Warwoel K, Douce J L. Adaptive general predictive controller for nonlinear systems[J]. *IEE Proc of Control Theory Application*, 1991, 138(1): 33-40.
- [20] Zhu Q M, Guo L Z. A pole placement controller for nonlinear dynamic plant[J]. *Proc of IMechE, Part I: J Systems and Control Engineering*, 2002, 216(16): 467-476.
- [21] Ali S S A, Fouad M A, Muhammad S, et al. Learning feedforward control of MIMO nonlinear systems using U-model[C]. *Proc of the 9th IASTED Int Conf on Control and Applications*. Austria: IEEE, 2007: 278-283.
- [22] Ali S S A, Fouad M A, Muhammad S, et al. U-model based learning feedforward control of MIMO nonlinear systems[J]. *Electrical Engineering*, 2010, 91(8): 405-415.
- [23] Butt N R, Muhammad S, Tahir K. An adaptive root-solving controller for tracking of nonlinear dynamic plants [C]. *Proc of the 2005 IEEE Int Conf on Industrial Electronics and Control Applications*. Ecuador: IEEE, 2005: 144-149.
- [24] Muhammad S, Butt N R. Real-time adaptive tracking of DC motor speed using U-model based IMC[J]. *Automatic Control and Computer Sciences*, 2007, 41(1): 31-38.
- [25] Tahir K, Muhammad S. A novel internal model control scheme for adaptive tracking of nonlinear dynamic plants[C]. *2006 the 1st IEEE Conf on Industrial Electronics and Applications*. Wuhan: IEEE, 2006: 123-130.
- [26] Muhammad S, Haseebiddon M. U-model-based internal model control for non-linear dynamic plants[J]. *Proc of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: J of Systems and Control Engineering*, 2005, 219(6): 449-458.
- [27] Du W X, Wu X L, Zhu Q M. Direct design of a U-model-based generalized predictive controller for a class of non-linear (polynomial) dynamic plants[J]. *Proc of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: J of Systems and Control Engineering*, 2012, 226(1): 27-42.
- [28] Chang W C H, Wang W J, Jia H R. Radial basis functions neural network of vary learning rate based stochastic U-model[C]. *2011 Int Conf on Electrical and Control Engineering (ICECE 2011—Proceedings)*. Yichang: IEEE, 2011: 278-281.