

文章编号: 1001-0920(2002)03-0257-07

# 鲁棒辨识研究的现状

莫建林, 张卫东, 许晓鸣  
(上海交通大学 自动化系, 上海 200030)

**摘要:** 综述了鲁棒辨识问题的研究进展, 介绍了鲁棒辨识问题产生的背景, 对各种不同的辨识方法进行了评述, 并指出各自的特点, 最后总结了今后的发展方向。

**关键词:** 模型不确定性; 鲁棒辨识; 鲁棒收敛; 整定收敛

中图分类号: TP 13

文献标识码: A

## A survey on robust identification

MO Jian-lin, ZHANG Wei-dong, XU Xiao-ming

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** The advance in the study of robust identification is summarized. First, the background of the problem is surveyed. Then, several different approaches to handle the problem with their merits and shortcomings are analyzed. Finally, further research directions are pointed out.

**Key words:** model uncertainty; robust identification; robust convergence; tuned convergence

## 1 引言

控制就是有目的地修正动力学系统的行为, 以达到预期的目标。控制问题的解决, 要用能反映内在物理本质的精确数学术语描述系统的动态规律, 然后运用适当的数学工具求取问题的解。但是, 绝大多数系统本身存在着不确定性, 有的甚至本质上是不可完整认识的, 从而给建模带来了特殊的困难。源于这一背景发展起来的鲁棒控制理论<sup>[1]</sup>, 则允许在系统存在一定不确定性的情况下, 对模型集实现预期的控制性能。然而, 如何从系统的输入输出数据及一定的验前信息得到体现系统不确定性的模型集估计? 围绕这一主题, 近十年来, 各种不同形式的鲁棒辨识理论得到了广泛的研究。我们从系统模型集描述方式的角度, 回顾了鲁棒辨识理论的发展概况, 指出了现今需要解决的问题, 并对值得研究的方法提

出了自己的观点。

## 2 模型集的描述方法

传统的辨识问题, 模型结构通常事先给定, 待确定的只是模型的参数, 而不直接考虑系统的不确定性, 辨识结果是某一准则下最优的单一模型<sup>[2]</sup>。鲁棒辨识则要求获取待辨识系统的一个模型集估计, 保证真实系统落在该模型集内。因此, 面临的首要问题就是选择适当的模型集描述方法, 针对各种模型集描述, 运用不同的分析手段, 以发更多不同的辨识算法和理论结果。

### 2.1 非参数模型

时域的脉冲响应和频域的频域响应(Bode 曲线或 Nyquist 曲线), 是最基本的非参数模型。由于频域响应具有明确的工程意义, 非参数模型的不确定

收稿日期: 2001-03-23; 修回日期: 2001-06-25

作者简介: 莫建林(1973—), 男, 江西九江人, 博士生, 从事系统辨识等研究; 许晓鸣(1957—), 男, 上海人, 副校长, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、预测控制等研究。

性通常用名义系统的传递函数及其误差界描述,可十分明了地反映出各频段的不确定性<sup>[3-5]</sup>;不过,在掌握一些附加信息(如相位信息)的情况下,这样的表示一般过于保守<sup>[4]</sup>。

## 2.2 参数模型

对于参数模型的描述,最自然的想法是直接利用描述系统动态的参数模型,在参数空间内确定一个能体现该系统动态(包括不确定因素)的子集<sup>[6-8]</sup>。这种方法的一个明显的优点是可以明确地以具有确定物理意义的模型参数的变化范围直接反映系统的不确定性,但要求对系统有相当的了解,而且模型的阶一旦确定,就不能改变。

## 3 基于非参数模型的鲁棒辨识

### 3.1 $H$ 鲁棒辨识问题

$H$  辨识问题可以大致描述为:已知:

1) 待辨识系统  $f$  的传递函数模型集  $M$  的验前信息,一个经常研究的重要的模型集是所有指数稳定系统的集合;

2) 频率点数据的噪声验前信息  $\eta$ ,它反映了验前信息中的未建模动态以及测量数据中的外界污染噪声, $\eta$  是一有界但未必解析的函数,满足

$$\eta \leq \sigma,$$

3) 由实验算子确定的  $N$  个频域点数据的验后信息,即

$$E_{N,k}(f, \eta) = f(e^{jq_k}) + \eta_k \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

寻找:将给定实验数据  $\{E_{N,k}(f, \eta)\}_{k=0}^{N-1}$  映射到模型集空间  $M$  中某一函数  $f_{id}$  的辨识算法  $I_N(f, \eta)$ ,使得如下最差情况下的辨识误差

$$e_N(I_N(f, \eta); M, \sigma) = \sup_f \sup_M \inf_{\eta \leq \sigma} |f - f_{id}| \quad (2)$$

满足

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \inf_{\sigma} e_N(I_N(f, \eta); M, \sigma) = 0 \quad (3)$$

如果对所有的  $f \in M$  上述条件均成立,则称该算法是鲁棒收敛的。若算法的收敛性不依赖于系统验前信息,则称为自发鲁棒收敛的。相应地,当辨识算法的收敛性依赖于系统验前信息时,则称辨识算法是整定鲁棒收敛的。

#### 3.1.1 两步结构 $H^\infty$ 鲁棒辨识算法

Helmicki<sup>[9,10]</sup> 首先提出  $H$  鲁棒辨识的概念,同时给出了一种具有鲁棒收敛性的非线性辨识算法,它基于如下的两步结构:

第 1 步:根据给定数据  $E_{N,k}(f, \eta)$ ,  $k = 0, 1, \dots, N-1$ , 构造  $f$  的一个  $L$  逼近  $\hat{f}$ , 此时对  $\hat{f}$  可以不要稳定性及有理性约束;

第 2 步:在  $H$  空间寻找一个与  $\hat{f}$  距离最近的函数  $f_{id}$ , 即

$$f_{id} = \arg \min_{\hat{f}} \|\hat{f} - f\| \quad (4)$$

对于该辨识算法的第 1 步, Helmicki 等通过在单位圆上进行分段线性插值,把辨识误差的  $L$  误差界中有外界噪声和系统未建模动态引起的误差,分离为互不相关的两项;而第 2 步涉及到的优化问题,可转化为著名的 Nehari 问题<sup>[11]</sup>,从而通过构造  $\hat{f}$  的 Hankel 矩阵获得求解。受 Helmicki 分段插值思想的启迪,相继发展了许多基于不同插值样条逼近的鲁棒收敛的两步结构非线性辨识算法<sup>[12-16]</sup>。

Gu 等<sup>[17,18]</sup> 分析了上述鲁棒收敛的两步非线性辨识方法,认为文献[9,10]中由分段线性插值导出的衰减因子,起着类似于数字信号处理中窗函数的作用,而通过一定的窗函数的选取,相当于在辨识算法中加入适当的 Lipschitz 平滑限制条件,从而起到滤除噪声的作用,可避免噪声相关误差项的发散。基于这一思想,Gu 等建立了使两步辨识算法鲁棒收敛的窗函数应满足的充分必要条件,并指出文献[12~16]中的鲁棒辨识算法演变为采用不同窗函数的特例。

#### 3.1.2 基于信息复杂度理论的 $H^\infty$ 鲁棒辨识方法

信息复杂度理论(IBC)是用于解决逼近与插值问题的一种技术<sup>[19,20]</sup>。应用于  $H$  鲁棒辨识的信息复杂度方法与参数式集员辨识理论<sup>[21]</sup>相似,也是建立在对可行集合的分析之上。设待辨识系统  $f$  属于紧凸集合  $K$ ,  $E_N \triangleq \{E_{N,k}(f, \eta)\}_{k=0}^{N-1}$  为采集到的受污染的系统数据,定义  $F = F(E_N, \sigma)$  为如下的可行集合

$$F = \{f \in K : |f(z_k) - E_{N,k}| \leq \sigma, 1 \leq k \leq N\} \quad (5)$$

辨识算法  $I_N$  为将集合  $C^N$  映射到集合  $K$  的算子,即将  $E_N \triangleq \{E_{N,k}(f, \eta)\}_{k=0}^{N-1}$  映射到  $K$  中的辨识模型。称

$$e_{E_N}^N(I_N) = \sup_{E_N} |f - I_N(E_N)| \quad (6)$$

为辨识算法  $I_N$  在  $E_N$  处的局部辨识误差。相应地,称

$$e^N(I_N) = \sup_{E_N} e_{E_N}^N(I_N) \quad (7)$$

为辨识算法  $I_N$  的全局辨识误差。其中  $A$  为可能产生的已被噪声污染的数据集合。

称辨识算法  $I_N^*$  为时局部最优算法,如果  $I_N^* = \arg \min_{I_N} e_{E_N}^N(I_N)$  相应地,辨识算法  $I_N^*$  为时全局最优

算法,如果  $I_N^* = \arg \min_{I_N} (I_N)$ 。称满足下述条件的

$$c = \arg \min_c \sup_{f \in F} c - f \quad (8)$$

为可行集合  $F$  的中心。可行集合  $F$  的半径

$$r(F) = \sup_{f \in F} c - f \quad (9)$$

显然,将数据样本  $E_N$  映射到可行集合  $F$  中心  $c$  的算子即为上述最优辨识算法,而可行集合  $F$  的半径  $r(F)$  给出了所有辨识方法能达到的最小全局误差的下界。遗憾的是,很难找到这样的最优辨识算法,实际中寻找的是满足  $I_N(E_N) \approx F$  的辨识算法。

在信息复杂度理论的框架下,通过利用 Caratheodory-Fejer 和 Nevanlinna Pick 插值,基于频域数据样本,Chen 等<sup>[22]</sup>建立了对应于离散系统的鲁棒辨识算法;Gu 等<sup>[23]</sup>则建立了对应于连续系统的鲁棒辨识方法。在时域数据样本上,Nett 等<sup>[24]</sup>首先把辨识问题归结为受限凸规划问题,然后利用 Schur 算法得到具有内插性质的辨识模型,也获得了鲁棒收敛的辨识算法。

### 3.1.3 基于线性规划转换的辨识算法

当频域数据样本在频率上分布不均时,最小最大意义上的辨识算法是另一种可采用的辨识方法,这种方法最终可以转换为线性规划问题。

定义  $\{X_p\}_{p=0}$  为模型集  $B_{\rho,M}$  中维数递增的任意子空间序列,  $X_p$  为  $p+1$  维的子空间。对未知系统  $f$  的采集数据样本  $E_N$ , 在子空间  $X_p$  中依据下述准则寻找  $f$  的最佳逼近

$$g_N^* = \arg \min_g \max_{1 \leq k \leq N} |g_N(z^k) - E_N, k| \quad (10)$$

上述最小最大问题可转化为成熟的线性规划最优求解。其中子空间维数  $p$  的选择是算法收敛的一个关键因素,一般  $p$  的选择依赖于数据样本采集数  $N$ , 更准确的选择还依赖于所使用的模型集。当  $X_p$  取为阶数不超过  $p$  的多项式集合  $P_p$  时,若  $\Delta_N$  表示复平面单位圆周上两个连续数据样本的最大频率角间距,则  $p$  的选择应满足  $\Delta_N \approx 1/p$ 。

文献[25~27]研究了最小最大框架下的  $H$  鲁棒辨识问题,这些方法均可获得与两步结构辨识算法一样的指数收敛的辨识误差界,但是当数据样本增长时,实际运算将变得极为复杂。

### 3.2 $l_1$ 鲁棒辨识问题

自 Helmicki 等提出鲁棒辨识的全新概念后,  $H$  与  $l_1$  两类鲁棒辨识方法同时获得了广泛的研究与发展。事实上,卷积核的  $l_1$  范数为其相应  $z$  变换的上界,在这一意义上,  $l_1$  鲁棒辨识是  $H$  鲁棒辨识的

进一步延续;而促使  $l_1$  鲁棒辨识获得广泛重视的是该类方法优于  $H$  鲁棒辨识的两个因素:1) 采用  $l_1$  范数形式,能较好地利用各种不同于  $H$  鲁棒辨识中的验前和验后信息;2) 采用  $l_1$  范数形式来表示辨识误差,较易获得简单的最优辨识算法<sup>[3,28]</sup>。

与  $H$  鲁棒辨识方法不同,  $l_1$  辨识方法利用的是测量到的时域数据样本,但遵循了  $H$  鲁棒辨识中最差情况辨识思想。其表述如下:对象时域模型

$$y(t) = \sum_{k=0} g(k)u(t-k) + v(k) \quad (11)$$

其中,  $g(k)$  为待辨识未知稳定对象的脉冲响应,  $g$   $l_1$ , 即

$$g = \left\{ g \mid \sum_{k=0} |g(k)| < \epsilon \right\} \quad (12)$$

$u$  和  $y$  为量测的系统输入输出数据,  $v$  为具有确定性边界的干扰噪声。  $l_1$  鲁棒辨识通过模型和噪声的先验知识以及量测的被污染的时域输入输出序列  $\{u(t), y(t)\} (t=1, \dots, N-1)$ , 寻求真实对象  $g$  的最佳估计模型  $\hat{g}$  遵循如下规则

$$\min_{g \in l_1} \max_{v \in \mathcal{V}} \sum_{t=1}^N |g - \hat{g}| \quad (13)$$

其中  $\mathcal{V} = \left\{ v \mid \sum_{t=0}^N |v(t)| < \epsilon \right\}$ 。

文献[29]从最优输入信号的角度,探讨了  $l_1$  鲁棒辨识算法的收敛性问题,得到了使算法具有鲁棒收敛性的充分必要条件(也称输入信号充分激励条件)。<sup>[30]</sup>对于各种线性算法,给出了与  $H$  辨识相似的一个重要结论:任何具有  $l_1$  鲁棒收敛性的辨识算法一定是非线性算法。<sup>[29]</sup>也同时分析了算法发散的各种充分必要条件。<sup>[31,32]</sup>综述了几种具有  $l_1$  鲁棒收敛性的非线性辨识算法。<sup>[33]</sup>从信息复杂度理论上探讨了  $l_1$  鲁棒辨识的最优辨识算法问题。<sup>[34]</sup>从窗函数的角度研究了  $l_1$  辨识算法的鲁棒收敛性条件,指出保证  $H$  辨识收敛的窗函数并不适用于  $l_1$  辨识,由此提出一种参数化的指数窗函数,并在以系统及噪声先验信息表示的最优参数下,获得了最优的整定鲁棒收敛的  $l_1$  辨识算法。

$l_1$  鲁棒辨识仍存在一些缺陷,如输入实验信号限于单位脉冲信号或 Galois 序列。文献[35]考虑了当实验数据为一般的输入输出数据时,对一般稳定系统的  $l_1$  辨识问题,提出了基于代数方法的 worst-case 估计算法。<sup>[36]</sup>针对大多数  $l_1$  辨识算法只能处理最初的有限组数据的缺陷,提出一种易于在线实现的  $l_1$  递推辨识算法。<sup>[37]</sup>针对  $l_1$  辨识算法的鲁棒

收敛性中通常采用模型集为  $l_1$  空间中的紧集, 以及实验信号取为特殊信号等假设条件, 研究了任意 BIBO 稳定、因果系统在一般条件下的鲁棒收敛性质, 证明了存在一个使  $l_1$  鲁棒辨识极限收敛误差的收敛固定区间, 并讨论了任意非零信号下辨识算法的可行性及收敛性。

### 3.3 频域/时域混合鲁棒辨识方法

在鲁棒辨识算法中,  $H$  方法采用的验后信息一般是未知系统频域数据样本,  $l_1$  方法采用的则是时域数据样本。事实上, 鲁棒辨识所面临的对象往往是具有一定非线性动态特性的真实系统。频域方法所针对的是线性系统; 而时域量测数据引起的  $l_1$  方法, 其算法强烈依赖于时间输入序列, 并且不存在仅仅通过  $l_1$  辨识中的脉冲响应量测便可获得非整定的时域鲁棒收敛算法<sup>[32]</sup>。

能否同时利用频域/时域数据以获取对象的最佳信息? 对此, 文献[38]在  $H$  范数框架下, 采用频域与时域的交叉实验, 解决了与频域数据相容的估计模型却与时域数据样本不相容的问题。[39] 则基于推广的插值理论, 提出一种组合应用频域/时域数据的鲁棒辨识算法, 在该算法框架下, 频域中的 Nevanlinna-Pick 插值辨识法和应用于时域中的 Caratheodary-Fejer 插值辨识法成为其特例。

### 3.4 鲁棒辨识算法中基函数的选择问题

在参数化的鲁棒辨识方法中, 系统验前信息中包含了足够的系统结构假定, 只需对给定的阶次确定模型可行参数集合; 在非参数化的鲁棒辨识方法中, 由于未能从验前信息中获取系统足够的结构信息, 需要在系统验前模型集空间中进行基函数的选择, 而如何恰当地选取基函数以合理地融入其它验前信息便成为其中的关键问题。鲁棒辨识的目的是获取一个某种意义上的最优名义模型以及相应的模型误差界。这种模型误差界应尽量地“紧”; 过于保守的误差界会导致鲁棒控制设计中性能指标的下降<sup>[1]</sup>。系统辨识实验前, 总存在与模型结构及噪声相关的一些先验知识, 先验知识利用得越充分, 所得到的模型误差界将越紧。在  $H$  鲁棒辨识方法中, 未知对象的模型集通常采用有限脉冲响应(FIR)的模型结构。Wahlberg<sup>[40]</sup>指出, FIR 模型结构并不能充分利用这些先验知识, 并提出了下述模型结构

$$\hat{G}(z, \theta) = \sum_{k=0}^{n-1} \theta_k \beta_k(z) \quad (14)$$

其中  $\beta_k(z)$  取为如下 Laguerre 基函数

$$\beta_k(z) = \frac{\sqrt{1-a^2}}{1-az} \left( \frac{z-a}{1-az} \right)^k, \quad -1 < a < 1 \quad (15)$$

由分析得出, 根据  $G(z)$  的相对稳定性适当地选取  $a$  值, 获得的模型误差界将明显小于采用 FIR 模型时获得的误差界估计。

[41] 采用具有双参数结构的 Kautz 基函数, 也获得了相同的效果。在将系统极点限于某一集合的条件下, Heuberger<sup>[42]</sup> 采用更具普遍意义的正交基函数, 并验证了 Laguerre 和 Kautz 基函数结构为其中的特例。随后, Ward<sup>[43]</sup> 提出了下述有理小波基函数

$$\beta_k(z) = \frac{1}{1-\bar{w}z}, \quad w \in W \quad (16)$$

其中  $w$  为复平面单位圆的子集。以  $X_n = \text{sp}\{\beta_k\}$  表示  $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-1}\}$  的线性扩展空间, 通过适当地选择  $\bar{w}$  使  $\text{sp}\{\beta_k, w \in W\} = X_n$ , FIR 模型结构、Laguerre 基函数结构、双参数 Kautz 基函数结构以及更一般的正交基函数模型结构, 均可转化为该有理小波基函数结构的特例。因此, 通过充分利用  $w$  的自由度, 小波基结构能便利地嵌入各种真实对象的先验知识, 从而获得更紧的模型误差界。文献[40]分析了有理小波基函数结构的逼近性能, 并给出了该结构任意逼近有理稳定传递函数的充分必要条件。

## 4 基于参数模型的鲁棒辨识

对模型不确定性的描述, 前述各种方法追求的是在相应范数意义上的鲁棒收敛性以及对应的模型误差界。作为鲁棒收敛性的一个重要分支, 参数化的鲁棒辨识方法——集元辨识所追求的, 是与未知对象先验知识及量测输入输出数据相容的系统参数或传递函数集合。它考虑如下系统模型<sup>[6]</sup>

$$y(k) = \Phi^T(k)\theta + \alpha(k) \quad (17)$$

其中,  $\theta^T = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$  为待估参数,  $\Phi^T(k)$  为由输入输出数据组成的回归向量,  $\alpha(k)$  为由  $\|\alpha(k)\| \leq \epsilon(k)$  定义的有界干扰噪声。

集元辨识就是根据观测输入输出序列  $\{u(k), y(k)\}$ , 寻找与式(17)相容的估计参数集

$$\hat{\Theta} = \left\{ \theta : \left| y(k) - \Phi^T(k)\theta \right| \leq \alpha(k) \right\} \quad (18)$$

上述集合实质上是超平面所截出的超凸多面体。当  $N$  较小时, 该参数集可通过线性规划方法求解; 但随着  $N$  的增大, 该超多面体的准确描述将变得十分困难。因此, 寻找具有下述特点的  $\hat{\Theta}$  的超集  $\Theta$  十分必

要: 1)  $\Theta$  具有形象直观的几何形象及简单的数学描述; 2)  $\Theta$  尽可能紧地包围  $\Theta$ 。为此, 文献[7, 8] 提出了一些不同结构的超集  $\Theta$ , 其中以最优有界超椭球集(OBE) 模型、平行多面体模型以及正交基模型具有代表性。

基于最优有界超椭球集辨识算法的特点, 在于与广泛应用的加权最小二乘法算法间存在紧密的内在联系, 具有与最小二乘法相似的简单直观的线性算法结构; 同时, 基于最优准则判据可实现对冗余数据的过滤, 省去了辨识中不必要的计算负担; 并且对算法结构作出某些简单的调整, 便能获得对时变参数系统较佳的自适应辨识效果<sup>[7]</sup>。但是 OBE 算法存在对超凸多面体  $\Theta$  包围不紧, 使相应裕度过于保守的问题。文献[44] 提出一种渐近学习识别噪声边界的算法, 对此进行某些改进。基于平行多面体模型的辨识算法能更紧地包围超凸多面体  $\Theta$ , 但其算法显得较为复杂。正交集模型的优点在于能以较少的参数精确地逼近待估计的传递函数, 缺点在于缺少相应的递推算法。对模型集的复杂度与保守的裕度间如何折衷, 是各种集元辨识方法面临的一个关键与难题<sup>[3]</sup>。较复杂的模型虽然能获得超凸面体  $\Theta$  更紧的超集, 但相应算法的实现较为困难; 而简单的模型集往往会使估计结果过于保守。显然, 基于正交基的集元辨识方法具有重要的研究价值。

## 5 参数、非参数混合模型鲁棒辨识方法

参数式集元辨识与经典的随机系统辨识方法, 均集中于对阶数结构已确定的未知系统参数向量进行估计, 不同的是, 集元方法考虑到了系统未建模动态, 将其扰动映射为可行参数向量集合。尽管可利用简单成熟的线性递推算法, 但它对足够的系统验前信息的要求, 在实际应用中却不易满足。而  $H$  和  $l_1$  鲁棒辨识方法, 正是在基于较少的系统验前信息的环境下, 重建系统的传递函数或估计系统的单位脉冲响应, 并同时获得适于现代鲁棒控制理论的显式辨识误差界。这种非参数辨识方法的缺陷在于辨识结果往往是阶数过高的估计模型, 并且相应的误差界估计也比较保守。面对这一困境, 参数、非参数混合模型鲁棒辨识方法得以发展<sup>[45~47]</sup>。它以下述方式

$$S = M(p) + E \quad (19)$$

描述未知系统。其中  $M(p)$  为未知系统的参数化部分,  $p$  为与集元辨识方法一致的参数向量, 非参数部

分  $E$  代表未被  $M(p)$  描述的系统未建模动态。采用上述参数、非参数混合模型, 辨识的信息复杂度将大量减小, 即达到指定的系统辨识误差指标所需的测量数据样本将大量减少<sup>[45]</sup>。

文献[46] 通过模型误差随机嵌入方法, 分析了参数部分的模型阶数选择问题。[47] 在确定性范数的形式下, 解决了获取包含参数向量可行集合的最小平行体的递推算法。在实际环境中, 系统未建模动态的幅值难以确定, 而上述方法中均将系统未建模动态的上确界假定为已知。为此, [45~48] 给出了一种估计未建模动态的  $H$  范数的方法。

## 6 结论与展望

鲁棒辨识是一个新的研究领域, 目前正处于理论研究阶段, 应用性成果还不多见。基于参数模型的鲁棒辨识, 与传统的系统辨识理论密切相关, 理论基础较为完备成熟, 但方法与结果受到所选模型的限制; 基于非参数模型的鲁棒辨识, 建立在传递函数估计的基础上, 工程意义明确直观, 但往往过于保守;  $H$  辨识的数学描述新颖独特, 但从实用的角度看却不甚理想。

鲁棒辨识问题的完美解决, 应是一种能与现今成熟的鲁棒控制理论框架紧密衔接的辨识机制, 辨识过程是递推实现的, 辨识结果(名义模型及其误差界)可在线得到更新, 控制器可根据辨识结果间歇地进行调整。从目前的情况看, 这一目标还不太现实, 还有大量的理论问题有待于研究。

关键在于弄清鲁棒辨识与鲁棒控制之间存在何种形式的折衷关系。辨识器对未知对象进行估计, 控制器则基于辨识结果对其进行控制。系统运行较为平稳时, 有效的新的信息量对辨识器不足以激发出更好的辨识结果, 对不确定性的掌握程度将逐渐减弱, 使得控制器的控制效果变差, 系统的运行出现波动。这样一来, 对辨识器有效的激励信息量反而大大增加, 辨识器又可逐步恢复对系统不确定性的掌握, 控制器的有效运行又使系统的运行恢复平稳。这样一种循环往复的过程将体现一种在线调整的特征。遗憾的是, 除与传统辨识方法存在一定联系的集元辨识方法外, 几乎所有的鲁棒辨识算法至今只能离线完成, 而前者对过多精确验前信息的要求, 在许多复杂的工业环境中却失去了实际意义。相信对递推鲁棒辨识算法的解决, 将有助于对辨识与控制之间关系的深入了解。

## 参考文献(References):

- [1] Doyle J C, Francis B A, Tannebaum A. Feedback control theory[M]. New York: Macmillan, 1992.
- [2] Ljung L. 系统辨识[M]. 袁震东译. 上海: 华东师范大学出版社, 1998.
- [3] Ninness B, Goodwin G C. Estimation of model quality [J]. *Automatica*, 1995, 31(12): 1771-1797.
- [4] Gevers M. Connecting identification and robust control: A new challenge[A]. Proc 9th IFAC Symp on System Ident[C]. Budapest, 1990. 1-10.
- [5] Partington J R, Makila P M. Analysis of linear methods for robust identification in  $l_1$ [A]. Proc 10th IFAC Symp on System Ident[C]. Copenhagen, 1994. 1832-1837.
- [6] Giarre L, Kacenic B Z, Milanese M. Model quality evaluation in set membership identification [J]. *Automatica*, 1997, 33(6): 1133-1139.
- [7] Deller J R, Nayeri M, Liu M S. Unifying the landmark development in optimal bounding ellipsoid identification [J]. *Int J Adaptive Control & Signal Proc*, 1994, 8: 43-60.
- [8] Chisci L, Garulli A, Vicino A, et al. Bock recursive parallelotopic bounding in set membership identification [J]. *Automatica*, 1998, 34(1): 15-22.
- [9] Helmicki A J, Jacobson G A, Nett C N. Identification in  $H^\infty$ : A robustly convergent algorithms[A]. Proc of American Control Conf[C]. Atlanta, 1990. 386-408.
- [10] Helmicki A J, Jacobson C A, Nett C N. Control oriented system identification: A worst case/deterministic approach in  $H^\infty$  [J]. *IEEE Trans on Automat Control*, 1991, 36(9): 1163-1176.
- [11] Partington J R. An introduction to Hankel operators [M]. Cambridge: Cambridge Univ Press, 1988.
- [12] Makila P M, Partington J R. Robust identification of strongly stabilizable systems [J]. *IEEE Trans on Automat Control*, 1992, 37(2): 1709-1716.
- [13] Akcay H G, Gu G, Khargonekar P P. Identification in  $H^\infty$  with nonuniformly spaced frequency response measurement[J]. *Int J Robust Nonlinear Control*, 1992, 4: 613-629.
- [14] Makila P M. Worst-case input-output identification [J]. *Int J Control*, 1992, 56(3): 427-446.
- [15] Akcay H, Gu G, Khargonekar P P. A class of algorithms for identification in  $H^\infty$ : Continuous-time case [J]. *IEEE Trans on Automat Control*, 1993, 38(2): 289-294.
- [16] Gu G, Khargonekar P P. Linear and nonlinear algorithms for identification in  $H^\infty$  with error bounds [J]. *IEEE Trans on Automat Control*, 1992, 37(6): 953-963.
- [17] Gu G, Khargonekar P P. A class of algorithms for identification in  $H^\infty$  [J]. *Automatica*, 1992, 28(5): 229-242.
- [18] Gu G, Khargonekar P P, et al. Robust convergence of two-stage nonlinear algorithms for identification in  $H^\infty$  [J]. *System & Control Letter*, 1992, 18: 253-263.
- [19] Wasilkowsk G W. Information-based complexity: An overview [A]. Proc American Control Conf [C]. Atlanta, 1990. 374-379.
- [20] Milanese M, Vicino A. Information based complexity and nonparametric worst-case system identification [J]. *J Complexity*, 1994, 9: 429-446.
- [21] Giarre L, Kacenic B Z, Milanese M. Model quality evaluation in set membership identification [J]. *Automatica*, 1997, 33(6): 1133-1139.
- [22] Chen J, Nett N, et al. Worst-case system identification in  $H^\infty$ : Validation of a priori information, essentially optimal algorithms and error bounds[A]. Proc American Control Conf[C]. Chicago, 1994. 251-157.
- [23] Gu G, Xiong D, et al. Identification in  $H^\infty$  using Pick s interpolation [J]. *System & Control Letter*, 1993, 20: 263-272.
- [24] Chen J, Nett C N, Fan M K H.  $H^\infty$  system identification: Validation of a priori information, essentially optimal algorithms and error bounds [J]. *IEEE Trans on Automat Control*, 1995, 40: 1260-1265.
- [25] Theodor Y, Shaked N. Time-domain  $H^\infty$  identification [J]. *IEEE Trans on Automat Control*, 1996, 41(7): 1019-1023.
- [26] 郑立辉. 最差情况  $H^\infty$  辨识的时域设计方法[J]. *自动化学报(Acta Automat Sinica)*, 1998, 24(2): 154-159.
- [27] Giarre L, Milanese M.  $H^\infty$  identification and model structure selection [J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 1996, 6: 367-377.
- [28] Makila M, Partington J P, Gustafsson T K. Worst-case control-relevant identification [J]. *Automatica*, 1995, 31(12): 1799-1819.
- [29] Partington J R, Makila P M. Analysis of linear methods for robust identification in  $l_1$  [A]. Proc 10th IFAC Symp on System Ident[C]. Copenhagen, 1994. 1079-1082.
- [30] Tse D N C, Dahleh M A. Optimal asymptotic identification under bounded disturbances [J]. *IEEE Trans on Automat Control*, 1993, 38(5): 1170-1176.
- [31] Hakvoort R G. Worst-case system identification in  $l_1$ : Error bounds, optimal models and model reduction

- [A]. Proc 31st IEEE Conf on Decision and Control [C]. 1992. 499-504.
- [32] Jacobson C A, Nett C N, Partington J R. Worst case system identification in  $l_1$ : Optimal algorithms and error bounds[J]. System & Control Letter, 1992, 19: 419-424.
- [33] Makila P M, Worst-case input-output identification [J]. Int J Control, 1992, 56(3): 427-446.
- [34] Babu M, Eswaran C. Robust system identification from weighted impulse response data and worst-case error bound [J]. IEE Proc Control Theory Appl, 1997, 144(1): 67-72.
- [35] 黄学俊, 王书宁. 鲁棒辨识中的代数方法及其 worst-case 误差 [J]. 控制与决策 (Control and Decision), 1996, 11(1): 52-57.
- [36] 李晟平, 谢媛芳. 递推式  $l_1$  鲁棒辨识方法研究 [J]. 控制理论与应用 (Control Theory and Appl), 1999, 16(1): 47-51.
- [37] 李晟平, 方华京.  $l_1$  鲁棒辨识收敛性态的研究 [J]. 控制与决策 (Control and Decision), 1996, 11(2): 309-319.
- [38] Parrilo P A, Sznaier M, Sanchez P, et al. Mixed time/frequency-domain based robust identification [A]. Proc 35th Conf Decision and Control [C]. Kobe, 1996. 1231-1276.
- [39] Parilo P A, Sznaier M. Mixed time/frequency domain based robust identification [J]. Automatica, 1998, 34(11): 1375-1389.
- [40] Akcay H, Ninness B. Rational bases functions for robust identification from frequency and time-domain measurement [J]. Automatica, 1998, 34(9): 1101-1119.
- [41] Wahlberg B. System identification using Kautz models [J]. IEEE Trans on Automat Control, 1994, 39(7): 1271-1282.
- [42] Heuberger P S C, P M J Van Den Hof, Bosgra O H. A generalized orthonormal basis for linear dynamical systems [J]. IEEE Trans on Automat Control, 1995, 40(3): 451-465.
- [43] Ward N F D, Partington J R. Robust identification in the disk algebra using rational wavelets and orthonormal bases functions [J]. Int J Control, 1996, 64: 409-423.
- [44] Lin T M, Nayori M. Consistently convergent OBE algorithms with automatic estimation of error bounds [J]. Int J of Adaptive Control & Signal Proc, 1998, 12: 305-324.
- [45] Giarre L, Milanese M, Taragna M.  $H$  identification and model quality evaluation [J]. IEEE Trans on Automat Control, 1997, 39(8): 1657-1661.
- [46] Goodwin G C, Gevers M. Quantifying the error in estimated transfer functions with application to model order selection [J]. IEEE Trans on Automat Control, 1996, 37(7): 900-912.
- [47] Vicino A, Zappa G. Sequential approximation of parameter sets for identification with parametric and nonparametric uncertainty [A]. Proc 34th Conf Decision Contr [C]. San Antonio, 1997. 2044-2049.
- [48] Giarre L, Mailanese M.  $H$  identification and model structure selection [J]. Int J of Robust and Nonlinear Control, 1996, 6: 367-377.

## 《基础自动化》更名启事

经教育部、科技部、国家新闻出版总署批准,《基础自动化》更名为:《控制工程》(英文名为 Control Engineering of China)。并定于 2002 年 5 月 20 日正式启用新刊名《控制工程》。

更名后的《控制工程》仍系教育部主管、东北大学主办的国家级学术类双月期刊,同时将原每期 64

页增加到 96 页;原双月 20 日出版,更改为单月 20 日出版。一年共 6 期、大 16 开本、邮发代号等均不变。

《控制工程》的刊号为: **ISSN1005—3662**  
**CN21—1476/TP**  
欢迎广大读者订阅、投稿、发布广告信息。