

# 基于动态分离的 Hammerstein 模型辨识法

陈思海

绵阳职业技术学院信息工程系, 四川绵阳 621000

**摘要** 针对工业大系统中的 Hammerstein 模型, 提出一种基于动态分离的辨识方法。将设定点的阶跃信号作为输入辨识信号, 对 Hammerstein 模型中的线性动态部分进行分离处理, 通过辨识得到一个线性动态模型。具体过程是, 首先在 Hammerstein 模型中输入阶跃信号, 依据系统的测量输出重构系统的中间输入, 最后由系统的测试输入和中间输入估计非线性部分的参数。这样的设计使得输入单位阶跃信号能有效地反映系统的线性动态特性, 并将非线性部分的静态影响有效地分离掉, 从而利用分散辨识得到系统的线性动态模型。据此给出了工业大系统中 Hammerstein 模型辨识的动态分离方法, 应用动态分离方法得到稳态模型强一致性估计。仿真结果表明, 该方法有效性较强且适用范围广、计算简单; 模型紧凑, 可进行多变量阶跃测试, 从而节省时间和人力, 提高经济效益。线性部分参数分散辨识法收敛速度较快, 非线性的拟合精度受噪声强度影响时, 可用去噪的方法提高辨识精度。

**关键词** 工业大系统; Hammerstein 模型; 阶跃信号; 动态分离

**中图分类号** TP273

**文献标识码** A

**文章编号** 1000-7857(2010)20-0073-04

## Dynamic Separation Identification Method Based on Hammerstein Model

CHEN Sihai

*Department of Information Engineering, Mianyang Vocational and Technical College, Mianyang 621000, Sichuan Province, China*

**Abstract** Hammerstein systems for industrial models are a recognition method based on dynamic separation. This method point steps an input signal, and uses the linear Hammerstein model to separate the linear and nonlinear parts of the evolution of the signal via a linear-dynamic-model-identification system. The first step in the Hammerstein model is to measure the input signal. The next step is to measure the output at a midpoint, and compare this to a reconstruction based on the system input. The final step is to compare system input and intermediate stages to estimate the parameters of the nonlinear part. The input unit step only uses the linear parameters to advance. Therefore, the nonlinear part of the system can be easily separated out. Thus, the parts are effectively separated using a dispersion-identified system of linear dynamics. Accordingly, given the high-accuracy required for the industrial applications of the Hammerstein model, it must use strongly consistent estimates of steady-state. Simulation results show that the method is effective. This method is widely applicable due to its simple calculation requirements, the model's compactness, variable-step testing, savings in time and manpower, and economic efficiency. For fast convergence, dispersion, and recognition accuracy, a de-noising method can be used to improve the linear-parameter-identification method, and the nonlinear fitting accuracy, which is sensitive to noise.

**Keywords** industrial large-scale system; Hammerstein model; step signal; dynamical separation

### 0 引言

对许多动态系统而言, 用非线性模型描述比用线性模型

更加优越, 因为非线性模型可以描述系统在整个工作范围内的整体特性, 而线性模型只能近似系统在给定工作点附近的

收稿日期: 2010-06-13; 修回日期: 2010-09-13

作者简介: 陈思海, 副教授, 研究方向为现代控制理论及应用、EDA 技术, 电子信箱: sihaichen@126.com

特性。由于非线性系统情况复杂,分析比较困难,迄今尚未形成统一的方法辨识非线性模型。Hammerstein 模型(简称 H 模型)是由静态非线性和动态线性串联而成的非线性系统,已成功地运用于非线性建模,例如非线性滤波器、非线性网络、噪声信号检测、非线性数据传输等方面。其辨识法主要有如下 2 类:第 1 类采用传统迭代法,最早由 Narendra 和 Gallman 提出<sup>[1]</sup>,这种方法计算复杂。第 2 类方法由 Billings 提出,利用分离原理,将稳态估计和动态辨识相结合,但这种方法需要严格假设输入为白噪声<sup>[2]</sup>。其较成熟的控制策略是两步法策略,即第 1 步对线性子系统应用某种控制算法,计算得到中间变量;第 2 步由非线性方程解得实际的控制变量。两步法充分利用了 H 模型的特殊结构,处理灵活,实施方便有效。

1998—2000 年, Bai<sup>[3]</sup>和 Gomez 等<sup>[4]</sup>提出一种基于最小二乘法和特征值分解的辨识方法(LSE-SVD 法)。2007 年,向微等<sup>[5]</sup>提出一种新的算法,通过矩阵扩维补偿由参数矩阵的其他特征值产生的误差。但这种算法通常只能使未知的系统非线性地逼近一个附加常数,然后假设已知一个非线性函数值求出该常数。此外,这种算法对于具有非多项式特性的非线性系统不收敛。

本文在文献[5]~[6]的基础上,给出了 H 模型辨识的动态分散辨识方法,其线性部分满足稳态模型的强一致性估计。

### 1 问题描述

H 模型是由一个非线性的静态子系统  $N(\cdot)$  和一个线性的动态子系统  $G(s)$  串联而成,中间层  $x_i$  既是非线性系统的输出,又是线性动态系统的输入。该类模型最大的优点在于结构简单、容易辨识,其结构如图 1 所示。

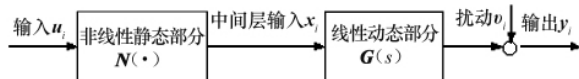


图 1 Hammerstein 模型  
Fig. 1 Hammerstein model

设 H 模型线性部分可表示为

$$A_i(q^{-1})Y(t) = q^{-1}B_i(q^{-1})U(t) + v_i \quad (1)$$

其中,  $Y(t)$  为输出,  $U(t)$  为输入,  $v_i$  为扰动,  $A_i(q^{-1})$  和  $B_i(q^{-1})$  为单位时间延迟算子  $q^{-1}$  的多项式:

$$A_i(q^{-1}) = 1 + a_{i,1}q^{-1} + a_{i,2}q^{-2} + \dots + a_{i,n}q^{-n}$$

$$B_i(q^{-1}) = b_{i,0} + b_{i,1}q^{-1} + b_{i,2}q^{-2} + \dots + b_{i,n}q^{-n}$$

采用基函数近似非线性部分:

$$x_i = N(u_i) = \sum_{k=1}^r d_k f_k(u_i) \quad (2)$$

其中,  $f_k(-): R^1 \rightarrow R^1 (k=1, 2, \dots, r)$  为已知非线性基函数,  $d_k \in R^{n \times n} (k=1, 2, \dots, r)$  为未知参数矩阵。设线性部分  $G(s) \in H_2^{m \times n}$  空间,可采用截断长度的 Laguerre 级数表达为以下形式<sup>[4]</sup>:

$$G(s) = \sum_{l=1}^p c_l L_l(s) \quad (3)$$

其中,  $L_l(s)$  为 Laguerre 级数,  $p$  为截断长度,  $c_l \in R^{m \times n} (l=1, 2, \dots, p)$  为未知参数矩阵,将式(2)和式(3)代入式(1),得

$$y_i = \sum_{l=1}^p \sum_{k=1}^r c_l d_k L_l(s) f_k(u_i) + v_i \quad (4)$$

### 2 H 模型系统的参数估计

#### 2.1 线性动态分散辨识

考虑确定性线性系统稳态模型辨识,可表示为如下形式:

$$y_i = A_i c_i + B_i u_i \quad u_i = \sum_{j=1}^N H_{ij} y_j \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

其离散形式为

$$Y(k) = B_0^* H Y(k) + \sum_{i=1}^n (A_i^* + B_i^* H) Y(k-i) + \sum_{i=0}^n D_i^* \delta(k-i) + e(k) \quad (6)$$

式中,  $A_i, B_i$  分别为  $t_i \times m_i, t_i \times s_i$  的未知矩阵,  $H_{ij}$  为  $H$  关联矩阵子矩阵。

为了保证对任意设定值  $c \in R^2$ , 都存在唯一的稳态输出值  $y$ , 要求  $\det(I - BH) \neq 0$ , 于是有

$$y = (I - BH)^{-1} A c = F c \quad (7)$$

这里,  $F = (I - BH)^{-1} A$  为  $t \times m$  阶的未知矩阵。式(7)描述的稳态输入-输出关系称为系统的集中稳态模型,而由式(5)描述的稳态输入-输出关系称为系统的可分稳态模型。辨识的输入信号全部采用阶跃信号。

分散辨识就是利用过程的稳态关联输入、输出和设定点的阶跃信号,确定其可分稳态模型,由式(7)可知,  $y_i$  可表示成  $c_j$  的线性组合,即有

$$y_i = \sum_{j=1}^N F_{ij} c_j \quad (i=1, 2, \dots, N)$$

其中,  $F = [F_{ij}]_{N \times N}$ 。设定点输入信号为阶跃信号,即  $c(k) = \delta \in R^2 (k \geq 0)$ , 系统进入稳态后采样,由式(6)可得

$$Y(k) = B_0^* H Y(k) + \sum_{i=1}^n (A_i^* + B_i^* H) Y(k-i) + \sum_{i=0}^n D_i^* \delta + e(k) \quad (k \geq n) \quad (8)$$

由式(5)可知,  $u_i$  也可以表示成  $c_j$  的线性组合:

$$u_i = \sum_{j=1}^N H_{ij} y_j = \sum_{j=1}^N H_{ij} \left( \sum_{s=1}^N F_{js} c_s \right) = \sum_{j=1}^N D_{ij} c_j \quad (9)$$

其中  $D_{ij} = \sum_{s=1}^N H_{is} F_{sj}$ 。

如果集中模型的系数矩阵  $F$  已知,可以确定所有的  $D_{ij}$ 。进一步,只要确定了  $A$  和  $B$  就能确定  $F_{ij}$  和  $D_{ij}$ 。但直接确定  $A$  和  $B$  有一定难度。问题转化为,首先确定  $F_{ij}$  和  $D_{ij}$ ,然后反过来由  $F_{ij}$  和  $D_{ij}$  确定  $A_i$  和  $B_i$ ,整个辨识分成 2 个阶段完成。

对式(8)取数学期望,可得

$$(I - B_0^* H) E(Y(k)) = \sum_{i=1}^n (A_i^* + B_i^* H) E(Y(k-i)) + \sum_{i=0}^n D_i^* \delta \quad (10)$$

当  $k$  趋于无穷大时,式(10)的解趋于稳定,即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E(Y(k)) = P \delta \quad (11)$$

选择  $m$  个线性无关的向量  $\delta_i \in R^2$ , 进行  $m$  次阶跃信号试

验, 测量其稳态输出值  $Y^i(k) (k=T, T+1, T+2, \dots, T+M; i=1, 2, \dots, m)$ , 由式(11)可知

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E(Y^i(k)) = F\delta_i \quad (\text{a.s.}) \quad (12)$$

这里, a.s. 为强一致收敛 (即几乎处处收敛)。即  $E(Y^i(k))$  强一致收敛于  $F\delta_i$ 。

1) 第一阶段。将第  $i$  个子过程的关联输入和输出稳态值送到相应的局部估计单元。由式(12)可知

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E(y_i^s(k)) = y_i^s = F_{ij}\delta_j + \sum_{j \neq i}^N F_{ij}\delta_j \quad (s \in (0, m_i), i \in (1, N)) \quad (13)$$

由此可得到

$$\begin{aligned} F_{ii} &= \lim_{k \rightarrow \infty} [(E(y_i^1(k)) - E(y_i^0(k))), E(y_i^2(k)) - E(y_i^0(k)), \dots, \\ & E(y_i^{m_i}(k)) - E(y_i^0(k))] G_i^{-1} \\ &= \lim_{M \rightarrow \infty} \left[ \frac{1}{M} \sum_{k=T+1}^{T+M} (y_i^1(k) - y_i^0(k), y_i^2(k) - y_i^0(k), \dots, \right. \\ & \left. y_i^{m_i}(k) - y_i^0(k)) G_i^{-1} \right] \quad (\text{a.s.}) \quad (14) \end{aligned}$$

由此, 可得到  $F_{ii}$  和  $H_{ii}^*$  的强一致性估计:

$$F_{ii}^*(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=T+1}^{T+M} ((y_i^1(k) - y_i^0(k), y_i^2(k) - y_i^0(k), \dots, y_i^{m_i}(k) - y_i^0(k)) G_i^{-1}) \quad (15)$$

$$H_{ii}^*(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=T+1}^{T+M} (u_i^1(k) - u_i^0(k), u_i^2(k) - u_i^0(k), \dots, u_i^{m_i}(k) - u_i^0(k)) G_i^{-1} \quad (16)$$

同理, 可得到  $F_{ji}$  和  $H_{ji}^*$  的强一致性估计

$$F_{ji}^*(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=T+1}^{T+M} (y_j^1(k) - y_j^0(k), y_j^2(k) - y_j^0(k), \dots, y_j^{m_j}(k) - y_j^0(k)) G_j^{-1} \quad (17)$$

$$H_{ji}^*(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=T+1}^{T+M} (u_j^1(k) - u_j^0(k), u_j^2(k) - u_j^0(k), \dots, u_j^{m_j}(k) - u_j^0(k)) G_j^{-1} \quad (18)$$

2) 第二阶段。辨识  $B_i$  和  $D_i$ , 首先将  $F_{ij}^*(M)$  和  $H_{ij}^*(M)$  代入  $F_{ij} = B_i H_{ij}^*$  和  $F_{ii} = D_i + B_i H_{ii}^*$ , ( $i, j \in (0, 1)$  且  $j \neq i$ ) 中, 得到

$$F_{ij}^*(M) = B_i H_{ij}^*(M) \quad (19)$$

$$F_{ii}^*(M) = D_i + B_i H_{ii}^*(M) \quad (20)$$

如果系统是可辨识的, 那么, 由上面的分析可知式(19)存在唯一解  $B_i(M)$ , 将式(19)代入式(20), 可得到唯一解

$$D_i(M) = F_{ii}^*(M) - B_i(M) H_{ii}^*(M) \quad (21)$$

并且有

$$\lim_{M \rightarrow \infty} B_i(M) = B_i \quad (\text{a.s.}) \quad (22)$$

$$\lim_{M \rightarrow \infty} D_i(M) = D_i \quad (\text{a.s.}) \quad (23)$$

由上可知, 整个辨识完全是分散的。

## 2.2 非线性部分参数估计

由以上讨论可以得到一个线性估计模型。由其线性部分构造逆动态滤波器阵<sup>[7]</sup>

$$Q(q^{-1}) = A_i(q^{-1}) B_i(q^{-1}) \quad (24)$$

进而由输出信号重构中间输入:

$$x_i(t) = Q(q^{-1}) y_i(t) \quad (25)$$

取非线性参数估计的测试输入为某一区间的一组白噪声序列, 由式(25)得到数据对  $(u_i(t), x_i(t)) (i=1, 2, \dots, n)$ 。非线性部分参数估计化简为  $n$  个子空间的非线性参数估计, 取足够的长度, 利用多项式回归方法写出正规方程组并求解, 可得非线性参数估计<sup>[6]</sup>。

## 3 仿真研究

考虑如下系统:

$$A(q^{-1}) Y(t) = q^{-1} B(q^{-1}) U(t) + g;$$

$$U(t) = [x(t)]^T$$

$$x = N(u_i) \sum_{k=1}^r d_k f_k(u_i)$$

其中, 线性部分为

$$A(q^{-1}) = I + \begin{bmatrix} -0.1 & 0.09 \\ 0.07 & -0.1 \end{bmatrix} q^{-1} + \begin{bmatrix} 0.06 & -0.02 \\ -0.03 & 0.05 \end{bmatrix} q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = I + \begin{bmatrix} -0.2 & 0.09 \\ 0.07 & -0.8 \end{bmatrix} q^{-1}$$

非线性部分为

$$x_1(t) = 1 + 2u_1(t) - u_1^2(t) + 0.2u_1^3(t)$$

给定输入信号幅值为 1 和 1.5 的两组向量,  $g_i$  为零均值白噪声向量。基于本算法, 线性部分的参数辨识收敛速度很快, 其稳态值为

$$A(q^{-1}) = I + \begin{bmatrix} -0.114 & 0.0945 \\ 0.076 & -0.1365 \end{bmatrix} q^{-1} + \begin{bmatrix} 0.0665 & -0.021 \\ -0.0315 & 0.057 \end{bmatrix} q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = I + \begin{bmatrix} -0.287 & 0.0912 \\ 0.0679 & -0.835 \end{bmatrix} q^{-1}$$

非线性参数估计的测试输入信号为互不相关的随机噪声向量。通过重构中间输入, 对每一个多项式均得到一组数据对, 并可得非线性部分参数估计为

$$x_1(t) = 1.0204 + 1.9975u_1(t) - 0.9985u_1^2(t) + 0.2016u_1^3(t)$$

## 4 结论

本文在文献[8]~[10]的基础上, 通过测试输入信号的设计, 有效地将线性动态从 H 模型中分离出来, 用最分散辨识得到线性动态模型参数的一致估计。通过重构中间输入, 并根据系统的测试输入序列和重构的中间输入序列, 得到非线性部分的参数估计。仿真结果表明该方法的有效性。此方法适用范围广、计算简单, 其模型紧凑, 可以进行多变量阶跃测试, 从而节省时间和人力, 提高经济效益。

## 参考文献 (References)

[1] Narendra K, Gallman P. An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1966, 11(3): 546-550.  
[2] Billings S. Identification of nonlinear systems [J]. *Control Theory and*

- Application*, 1980, 140(6): 272-285.
- [3] Bai E W. An optimal two stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems[J]. *Automatica*, 1998, 34(3): 333-338.
- [4] Gómez J, Baeyens E. Identification of multivariable Hammerstein systems using rational orthonormal bases [C]/Proceeding of the 39th IEEE Conference on Decision and Control, Sydney, 2000.
- [5] 向微, 陈宗海. 基于 Hammerstein 模型描述的非线性系统辨识新方法[J]. *控制理论与应用* 2007, 24 (1): 143-147.  
Xiang Wei, Chen Zonghai. *Control Theory and Applications*, 2007, 24(1): 143-147.
- [6] Mäkilä P M. Approximation of stable systems by laguerre filters [J]. *Automatica*, 1990, 26(2): 333-345.
- [7] 袁廷奇. 一类多变量 Hammerstein 模型的参数辨识方法 [J]. *控制与决策*, 2010, 25(3): 478-480.  
Yuan Tingqi. *Control and Decision*, 2010, 25(3): 478-480.
- [8] 袁廷奇, 刘文江. 非线性 Hammerstein 系统辨识的动态分离方法[J]. *控制理论与应用*, 2002, 19(4): 619-622.  
Yuan Tingqi, Liu Wenjiang. *Control Theory and Applications*, 2002, 19(4): 619-622.
- [9] 白克强, 刘知贵, 陈思海, 等. 工业大系统多模型-分散辨识方法[J]. *化工自动化及仪表*, 2009, 36(5): 45-47.  
Bai Keqiang, Liu Zhigui, Chen Sihai, et al. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2009, 36(5): 45-47.
- [10] 白克强, 刘知贵, 蒋国莉, 等. 大工业系统中一类 Hammerstein 模型辨识法[J]. *微型机与应用*, 2009, 28(11): 80-82, 86.  
Bai Keqiang, Liu Zhigui, Jiang Guoli, et al. *Microcomputer & Its Applications*, 2009, 28(11): 80-82, 86.

(责任编辑 刘志远)

## ·学术动态·



## “第三届全国法制/法治系统工程理论研讨会”征文

中国系统工程学会等将于 2010 年 12 月 30 日在北京市召开“第三届全国法制/法治系统工程理论研讨会”。会议主题为:中国经济-科技-社会-环境-法制系统协同发展。

征文内容包括:法制/法治系统复杂性理论,法制系统的系统性、开放性和适应性,法制系统与中国经济-科技-社会系统协同发展,系统法学观与中国立法司法决策,法制系统在社会控制中的地位与作用,法制系统自身的完善及其控制能力的提高,立法系统、司法系统(公检法司)及执法部门(工商、税务、仲裁)的信息化建设的理论和实践成果,法制系统的智能化建设的理论和实践成果,分配体制改革与法律系统框架完善,法制文明与城市发展,基层司法所与农村法制系统建设,与主题相关的政府、司法部门的工作议题及其法制/法治系统工程理论和实践成果。

征文截止时间:2010 年 12 月 15 日。

联系方式:北京市海淀区西土城路 25 号中国政法大学系统法学与系统科学和文化研究中心(100088)罗明,电话:010-58908037,传真:010-58908037,电子信箱:th3huiyi@163.com。会议网站:www.iss.ac.cn。



## “第十二届国际岩石力学大会”征文

国际岩石力学学会主办,中国岩石力学与工程学会承办的“第十二届国际岩石力学大会”将于 2011 年 10 月 18-21 日在北京市召开。会议主题为:岩石力学与环境的和谐发展。

征文内容包括:现场勘察与野外观测,岩石材料与岩体性能测试(实验室与现场测试),分析技术与设计方法(模拟与数值分析方法),信息系统(人工智能及其他先进技术),灾害性地质环境下的岩石工程,岩石破碎与开挖技术,石油、天然气、二氧化碳的地下储藏及核废料处理。

征文截止时间:2011 年 2 月 15 日。

联系方式:北京市朝阳区北土城西路 19 号中国岩石力学与工程学会(100029)冯婷,胡威,电话/传真:010-82998164/82998163。会议网站:www.isrm2011.com。