

大工业系统中一类 Hammerstein 模型辨识法

白克强¹, 刘知贵¹, 蒋国莉², 张活力³

(1.西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010;

2.西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010;

3.西南科技大学 招生就业中心, 四川 绵阳 621010)

摘要: 针对大工业系统中 Hammerstein 模型, 提出一种稳态与动态辨识相结合的子空间模型-分散辨识两步法。此方法是将设定点的阶跃信号作为输入辨识信号, 对静态非线性增益部分和线性动态部分进行辨识。很好地解决了传统两步法中非线性求解难和两步之间缺乏有机沟通的问题。仿真结果表明该方法的有效性和实用性。

关键词: 大工业; Hammerstein 模型; 两步法; 子空间模型; 分散辨识

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

Identification method of a class Hammerstein model in largest industry system

BAI Ke Qiang¹, LIU Zhi Gu¹, JIANG Guo Li², ZHANG Huo Li³

(1.School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;

2.School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;

3.Admission and Employment Centre, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: For large industrial Hammerstein model in a steady-state and dynamic identification of a combination of sub-space models-two-step method to identify dispersed. This method is to set-point step signal as input identification signals, the static non-linear gain and linear dynamic part of some other identification. Very good solution to the traditional two-step method of solving difficult non-linear and two-step communication between the lack of organic problems; The simulation results show the effectiveness of the method and practical.

Key words: large-scale industrial; Hammerstein model; two-step method; sub-space model; decentralized identification

Hammerstein 模型是由一个非线性的子系统 $N(\cdot)$ 和一个线性的动态子系统 $G(Z)$ 串联而成。中间层 x 既是非线性系统的输出, 也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。

Hammerstein 模型的辨识已经得到较多的研究, 孔金生、赵静、万百五等人研究出一类 MISO 双线性 Hammerstein 模型的集成辨识方法^[1], 解决了一类 MISO 双线性 Hammerstein 模型辨识问题; 向微、陈宗海提出了一种基于 Hammerstein 模型描述的非线性系统辨识新方法^[2], 为进一步解决 Hammerstein 模型的非线性系统指明了一条途径。辨识 Hammerstein 模型的意义在于: 利用辨识结果

获得中间层输出, 选择合适的性能指标, 就可以把原非线性系统的控制问题分解为线性模块的动态优化问题和非线性模块的静态求根问题。其较成熟的控制策略是两步法策略^[3], 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 Hammerstein 模型的特殊结构, 因此处理起来比较灵活, 实施起来方便有效。

但是传统两步法的缺点也很明显: 求解非线性方程有一定的难度, 如果推广到 MIMO 系统, 则求解非线性方程组更成为一个障碍; 其次, 受非线性关系影响, 对于约束的处理比较困难, 在这一问题上, 两步法的两步之

间缺乏有机的沟通。针对这些缺点,子空间模型-分散辨识方法引入 Hammerstein 模型中,对非线性部分,利用分散辨识方法获得非线性的可分稳态模型强一致性估计;而在对线性动态部分辨识时,利用子空间模型辨识方法直接由输入输出数据辨识出系统的线性状态空间模型。因此很好地解决了非线性求解问题,而且设定点的阶跃信号将两步很好地联系起来。

此算法具有以下特点:(1)不需要参数化和迭代优化;(2)算法实现仅依赖于一些简单可靠的线性代数工具就可以直接估计状态空间模型;(3)对输入的假设仅需阶跃信号持续激励,减少了对过程的干扰和信息的交换。

1 非线性方程解的准确性分析

设 Hammerstein 模型的静态非线性环节为 $x(t)=f(u(t))$, 线性环节直接由给定的输入输出数据辨识系统的状态空间模型。采用两步法时,由 $f(u(t))-x(t)=0$ 反算实际的控制作用 $u(t)$,采用分散辨识方法^[4]。

1.1 非线性环节的确定

由于实际工业过程的复杂性, f 包含的内容非常丰富。当非线性部分不用在线辨识时, f 可由实际过程的机理分析得到^[5],并可以任意精度离线地确定一个函数 $u=g(x)$ 。这样便省去了求解非线性方程的复杂计算。

当非线性环节也要在线辨识时,讨论 f 的辨识一般是不可能的。但参考文献[2]在辨识时,非线性部分利用多项式对非线性函数的无限逼近的性质和优化过程中设定点的阶跃信号作为输入激励信号,已经获得了动态非线性大工业过程的可分稳态模型和可辨识的条件。

1.2 非线性方程解的准确性分析

考虑到实际系统为“静态非线性 f_0 +动态线性环节”,因此本文采用“静态多项式 f +动态线性环节”,此模型与实际系统的误差和 $u(t)$ 的定义域有关。这是因为多项式对 f_0 的逼近效果与定义域有关,即只能在一定的定义域内尽量逼近 f_0 。 $u(t)$ 的定义域越大,逼近时采用的多项式的阶数也越高,因此越难于辨识。正因为这样,本文采用分散辨识方法,把非线性系统 $u(t)$ 分成多个子系统,然后把输入的采样值送到相应的局部估计单元进行辨识,解决了 $u(t)$ 的定义域大、逼近时采用的多项式的阶数高,难以辨识的问题。

2 子空间模型

子空间模型辨识 SMI (Subspace Model Identification)^[6] 方法由输入输出 Hankel 矩阵投影的列子空间和列子空间来获取模型参数,因此而得名“子空间辨识”。

2.1 子空间模型算法实现 SVD

奇异值分解(SVD)是 GOLUB G 等人在 1989 年提出的,是十分经典的算法。

定义 1^[7] 矩阵 $A=(a_{ij})_{m \times n}$ 的 2-范数定义为 $\|A\|_2 =$

$$\sup_{\omega \neq 0} \frac{\|A\omega\|_2}{\|\omega\|_2}.$$

引理 1^[7] (特征值分解(SVD)),若 $A \in R^{m \times n}$,则:存在正交矩阵 $Q=[u_1, \Lambda, u_m] \in R^{m \times m}$ 和 $S=[v_1, \Lambda, v_n] \in R^{n \times n}$,使 $\begin{cases} Q^T A S = \text{diag}(\sigma_1, \Lambda, \sigma_p) \\ p = \min\{m, n\} \end{cases}$,其中, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \Lambda \geq \sigma_p \geq 0$ 。

推论 1^[7] 设 $A \in R^{m \times n}$ 的 SVD 由引理 1 给出,如果 $k < r = \text{rank } A$ 并且 $A_k = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T$,则 $\min_{\text{rank } B=k} \|A-B\|_2 = \|A-A_k\|_2 = \sigma_{k+1}$ 。

2.2 子空间模型基本思想

SMI 方法一般由 2 步组成:(1)估计扩展可观性矩阵之秩或者系统的状态序列 X_s ;(2)计算矩阵 A, B, C, D 。

3 Hammerstein 模型系统辨识

假设一个可以近似为 Hammerstein 模型的实际系统(此系统是静态非线性与动态线性环节组成),它的输入输出样本集为 $\{u_i, y_i\}_{i=1}^N$, y_i (N 表示样本个数),现用子空间模型-分散辨识方法对其进行辨识。

3.1 子空间模型辨识

考虑如下的离散时间线性时不变状态空间模型:

$$\begin{aligned} x_{i+1} &= Ax_i + Bu_i \\ y_i &= Cx_i + Du_i + w_i \end{aligned}$$

基于此模型,子空间辨识算法的目的可以归结为:通过给定的输入输出观测序列 $\{u_i, y_i\}_{i=1}^N, y$,估计矩阵 A, B, C, D 。

先通过子空间模型算法对线性环节求出中间环节每个子过程的 z ,具体做法如下,首先由状态空间模型,得到扩展可观性矩阵:

$$U_a = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ M \\ CA^{\alpha-1} \end{bmatrix} \quad \text{状态序列: } X_s = [x_{s+1}, x_{s+2}, \Lambda, x_{s+n}]$$

基于系统的输入输出矩阵等式,通过使用(斜)投影得到 $V = U_a X_s$,利用 2.1 节子空间模型算法对 V 进行 SVD 就可以得到状态序列,即中间环节每个子过程的 z 。详细算法见参考文献[8]。

3.2 静态非线性分散辨识

由 Hammerstein 模型可以知道输入输出关系为:

$$y_i = G(z)N(u_i) + v_i$$

非线性部分 $N(u_i)$ 可以近似写为 $x_i = \sum_{k=1}^r d_k f_k(u_i)$,其中, $f_k(u_i)$ ($k=1, 2, \Lambda, r$) 为已知非线性基函数, d_k ($k=1, 2, \Lambda, r$) 为未知系数。首先,将 x_i 和 u_i 表示成 c_i 的线性组合:

$$x_i = \sum_{j=1}^N F_{ij} c_j = B_i u_i + D_i c_i = D_i c_i + B_i \sum_{j=1}^N H_{ij}^* c_j \quad (1)$$

技术与方法 Technique and Method

$$u_i = \sum_{j=1}^N H_{ij}^* c_j$$

因为 c_i 的任意性 (c_i 为阶跃信号), 从等式中可得到如下关系:

$$F_{ii} = D_i + B_i H_{ii}^*, i \in \overline{1, N} \quad (2)$$

$$F_{ij} = B_i H_{ij}^*, j \neq i \text{ 且 } j \in \overline{1, N} \quad (3)$$

式中, B_i 是 $t_i \times s_i$ 阶的矩阵。如果能获取 F_{ij} 的强一致性估计 $F_{ij}(M)$, 从而可得到 H_{ij}^* 的强一致性估计 $H_{ij}^*(M)$, 代入式(3)中可得到关系:

$$F_{ij}(M) = B_i H_{ij}^*(M), j \neq i \text{ 且 } j \in \overline{1, N} \quad (4)$$

如果式(4)有解, 且唯一, 那么其解 $B_i(M)$ 必是 B_i 的强一致性估计。又由于式(3)是由式(1)导出来的, 所以式(3)的解总是存在的。因此对于充分大的 M , 式(4)的解也总是存在的。关于这一点, 可以由下面的事实推出假如有一线性方程组:

$$Ax = b \quad (5)$$

其解存在, 根据线性方程组理论, 其解存在的充分必要条件是:

$$\text{秩}(A) = \text{秩}(A, b) \quad (6)$$

如果 A_M, b_M 的极限分别是 A 和 b , 则对于充分大的 M 下的方程组:

$$A_M x = b_M \quad (7)$$

其解一定存在。事实上, 若不存在, 则必存在一个特解, 否则 A_M, b_M 有如下显示:

$$\text{秩}(A_M, b_M) \geq \text{秩}(A_M) + 1 \quad (8)$$

从而有 ($j \rightarrow \infty$)

$$\text{秩}(A, b) \geq \text{秩}(A) + 1 \quad (9)$$

这与式(6)矛盾, 从而可知式(7)必存在解。由此可推断, 式(4)的解是存在的。

下面将证明若式(5)存在, 且唯一, 则式(7)的解是唯一的。

因为式(5)的解唯一, 则必有秩 $A = m$ (m 为 x 的维数)。对于充分大的 M , 必有:

$$\text{秩 } A_M = m \quad (10)$$

如果式(10)不成立, 则必有:

$$\text{秩 } A_M \leq m - 1 \quad (11)$$

两边取极限, 从而有:

$$\text{秩 } A \leq m - 1 \quad (12)$$

与式(6)矛盾, 从而可知式(7)的解是唯一的。

由上分析, 可得出如下结论: 式(3)的解总是存在的, 从而对于充分大的 M 式(4)的解总是存在的; 如果式(3)的解是唯一的, 那么式(4)的解也是唯一的, 并且当 M 趋于无穷大时, 其解强一致性收敛到式(3)的解, 式(3)的解总是存在的, 且唯一。

综合上述, 有一可辨识性问题, 如果式(3)的解唯一, 那么系统是可辨识的, 否则系统是不可辨识的。

3.3 仿真研究

以一个由 2 个二维子过程组成的动态大工业过程

的稳态辨识仿真研究为例。

子过程 1

$$A_{11} = \begin{bmatrix} 0.399 & 0.1785 \\ 0.1425 & 0.3675 \end{bmatrix} \quad A_{12} = \begin{bmatrix} -0.114 & 0.0945 \\ 0.076 & -0.1365 \end{bmatrix}$$

$$A_{13} = \begin{bmatrix} 0.0665 & -0.021 \\ -0.0315 & 0.057 \end{bmatrix} \quad B_{11} = \begin{bmatrix} 0.03255 & -0.1248 \\ -0.1078 & 0.357 \end{bmatrix}$$

$$B_{12} = \begin{bmatrix} 0.1632 & -0.0927 \\ -0.076 & 0.1919 \end{bmatrix} \quad B_{13} = \begin{bmatrix} 0.1728 & -0.0624 \\ -0.052 & 0.1344 \end{bmatrix}$$

$$D_{11} = \begin{bmatrix} 10.185 & -3.515 \\ -2.625 & 8.925 \end{bmatrix} \quad D_{12} = \begin{bmatrix} 2.31 & -1.90 \\ -1.90 & 3.99 \end{bmatrix}$$

$$D_{13} = \begin{bmatrix} 1.36 & -2.835 \\ -1.575 & 1.90 \end{bmatrix} \quad B_{10} = 0, D_{10} = 0$$

$e_1(k) = \zeta_1(k) + 2\zeta_1(k-1) + 0.2\zeta_1(k-2)$, 其中 ζ_1 为均值为零的白噪声序列, 每 1 个分量的标准差为 1。

子过程 2

$$A_{21} = \begin{bmatrix} 0.3605 & -0.156 \\ -0.1235 & 0.3162 \end{bmatrix} \quad A_{22} = \begin{bmatrix} -0.1344 & -0.1339 \\ -0.1078 & -0.1648 \end{bmatrix}$$

$$A_{23} = \begin{bmatrix} 0.0864 & -0.0309 \\ -0.0105 & 0.0672 \end{bmatrix} \quad B_{21} = \begin{bmatrix} 0.3162 & -0.103 \\ 0.3162 & 0.2958 \end{bmatrix}$$

$$B_{22} = \begin{bmatrix} 0.1746 & -0.0728 \\ -0.0864 & 0.2288 \end{bmatrix} \quad B_{23} = \begin{bmatrix} 0.1261 & -0.0624 \\ -0.0824 & 0.1164 \end{bmatrix}$$

$$D_{21} = \begin{bmatrix} 10.192 & -5.723 \\ -5.253 & 9.975 \end{bmatrix} \quad D_{22} = \begin{bmatrix} 2.704 & -2.304 \\ -2.231 & 3.724 \end{bmatrix}$$

$$D_{23} = \begin{bmatrix} 1.648 & -1.428 \\ -1.325 & 1.746 \end{bmatrix} \quad B_{20} = 0, D_{20} = 0$$

$e_2(k) = \zeta_2(k) - \zeta_2(k-1) + 3\zeta_2(k-2)$ 其中 $\zeta_2(k)$ 为均值为零的噪声序列, 每 1 个分量的标准差为 1。

关联矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

显然, $m = 2 + 2 = 4$, 选取 m 个线性无关的向量为设定值, 即:

$$\delta_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

在此采用分散辨识的方法来辨识系统的分散稳态模型。为此, 选子过程的设定点 c_1, c_2 的阶跃信号分别为:

$$\delta_1^1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_1^2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \delta_1^3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_1^4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\delta_2^1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_2^2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_2^3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \delta_2^4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

采样的起始点 $T=200$, 采样长度 $M=1000$ 时, 设定点的值 c , 取 $\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4$ 时, 子过程 1 和子过程 2 的输出 $y_{11}(R)$ 、 $y_{12}(G)$ 、 $y_{21}(K)$ 、 $y_{22}(B)$ 的仿真稳态输出图形如图 1 所示。

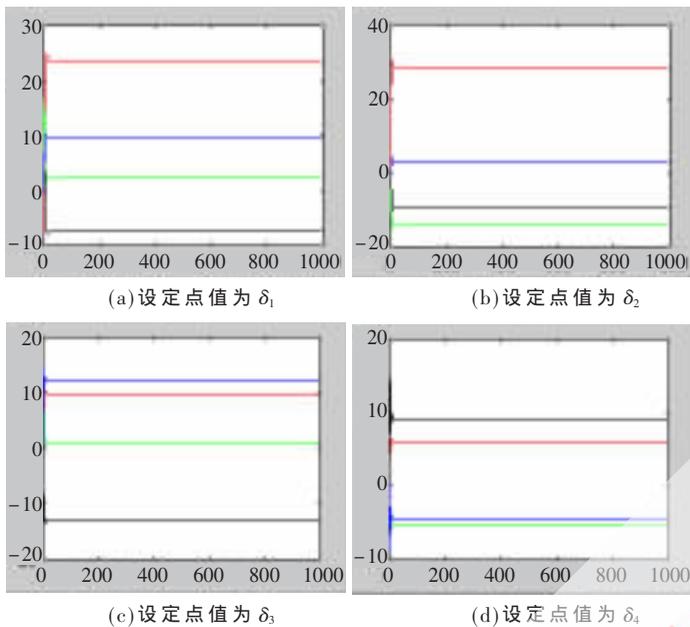


图1 仿真稳态输出图形

本文以静态非线性与动态线性环节组成的 Hammerstein 模型,用子空间模型-分散辨识法,直接由输入输出数据辨识出系统的线性状态空间模型,通过在设定点加入阶跃信号,应用分散辨识得到稳态模型强一致性估计。仿真结果表明了该方法的有效性和实用性。此方

法适用范围广、计算简单、辨识精度高,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

- [1] 孔金生,赵静,万百五.一类 MISO 双线性 Hammerstein 模型的集成辨识方法.西北大学学报(自然科学版),2007,37(1).
- [2] 向微,陈宗海.基于 Hammerstein 模型描述的非线性系统辨识新方法.控制理论与应用,2007,24(1).
- [3] ZHU Q M. Adaptive general predictive controller for nonlinear systems. IEE Proceeding D, 1991,138(1):33-40.
- [4] 刘知贵,蒲洁,黄正良.非线性大工业过程稳态模型的强一致性分析.电子科技大学学报,2004,33(3).
- [5] PEARSON R K, POTTMANN M. Gray-box identification of block-oriented nonlinear models [J]. JProcContr, 2000,10(4): 301-315.
- [6] VAN O P, DE M B. Subspace identification for linear systems: theory-implementation-applications [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [7] GOLUB G, LOAN C V. Matrix computations[M]. second edition. London: The Johns Hopkins University Press, 1989.
- [8] 李幼凤,苏宏业,褚健.工业过程的子空间模型辨识.控制理论与应用,2007,24(5).

(收稿日期:2009-03-05)