第 10 卷第 5 期
1993 年 10 月

控制理论与应用
CONTROL THEORY AND APPLICATIONS

Vol. 10, No. 5
Oct., 1993

利用工业大系统动态信息建立稳态模型及其强一致性分析*

陈庆新　万百五

(西安交通大学系统工程研究所,710049)

摘要：本文提出了一种在相当弱的条件下,仅仅利用优化过程中系统设定点例行阶跃变化作为激励信号,对各子系统并行使用简单最小二乘法和近似动态线性模型,充分运用大系统的动态信息,得到了大系统稳态模型的一致估计的理论证明,并利用数字仿真进一步验证了其方法的有效性.还给出了一种实用的,能强一致估计线性渐近定常大系统稳态模型的方法.

关键词：系统辨识;大系统;递阶辨识;稳态模型

1 引　言

在大规模工业过程在线稳态优化的过程中,一个重要的步骤是如何卓有成效地利用其动态信息在线辨识大系统的稳态模型.但已有的成果[1~3]必须附加一系列较苛刻的条件.而本文提出的方法基本克服了上述缺陷,即要求已知系统动态结构和附加输入持续激励信号.在每个优化周期中,假设系统为渐近定常是合理的.在一致性的证明过程中,没有引入随机扰动的平衡性、遍历性以及分布上的假设.仿真结果指出,在很低的信噪比情况下,本文提出的并行辨识算法快速和精度较高,具有满意的实用价值.

2 主要的理论结果

考虑具有关联结构的大规模工业过程.设其共有 M 个彼此相互关联的子系统,每个子系统为

$$\sum_{l=0}^{n_{a,i}} A_{l,i}(k)y_i(k-l) = \sum_{l=0}^{n_{b,i}} B_{l,i}(k)u_i(k-l-d_{u,i}) + \sum_{l=0}^{n_{c,i}} C_{l,i}(k)c_i(k-l-d_{c,i}) + v_i(k). \tag{1}$$

其中 $n_{a,i}, n_{b,i}, n_{c,i}$ 和 $d_{u,i}, d_{c,i}$ 分别是第 i 个子系统的输出,关联输入,设定量的阶和关联输入,设定量的时延;$y_i(k)\in \mathrm{R}^{p_i\times 1}$, $u_i(k)\in \mathrm{R}^{r_i\times 1}$ 和 $c_i(k)\in \mathrm{R}^{q_i\times 1}$ 分别是第 i 个子系统的输出,关联输入和设定点向量;$v_i(k)\in \mathrm{R}^{p_i\times 1}$ 是向量随机扰动.而 $A_{l,i}(k), l=0,1,\cdots,n_{a,i}$; $B_{l,i}(k), l=1,2,\cdots,n_{b,i}$; $C_{l,i}(k), l=1,2,\cdots,n_{c,i}$ 分别为相应维数的参数阵.且 $A_{0,i}(k)\equiv I_{p_i}$.

各子系统之间的关联是由以下关联阵定义的:

$$H \triangleq [H_{i,j}],\quad i,j=1,2,\cdots,M;\quad 且\quad H_{i,j}\in \mathrm{R}^{r_i\times p_j}.$$

$H_{i,j}$ 的元素是零或壹.并有 $u_i(k)=\sum_{l=1}^{M} H_{i,l}y_l(k)$; $i=1,2,\cdots,M$.

---

* 国家自然科学基金的资助项目.
本文于1991年7月1日收到.1993年3月13日收到修改稿.

为了获得一致性结论，以下一些关于系统、输入信号和随机噪声的假设应该成立.

关于系统的假设：

A1) 对每个子系统($i=1,2,\cdots,M$)：

$$\lim_{N\to\infty} A_{l,i}(N) = A_{l,i}, \quad l=1,2,\cdots,n_{a,i}, \tag{2a}$$

$$\lim_{N\to\infty} B_{l,i}(N) = B_{l,i}, \quad l=1,2,\cdots,n_{b,i}, \tag{2b}$$

$$\lim_{N\to\infty} C_{l,i}(N) = C_{l,i}, \quad l=1,2,\cdots,n_{c,i}, \tag{2c}$$

且当每个 $A_{l,i}(k)$, $B_{l,i}(k)$和 $C_{l,i}(k)$由相应的 $A_{l,i}$, $B_{l,i}$和 $C_{l,i}$替代后整个大系统是指数稳定的.

关于噪声的假设：

A2) 对每个子系统($i=1,2,\cdots,M$)：

$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} E\{v_i(k)\} = 0. \tag{3}$$

其中 $E\{\cdot\}$是数学期望算子.

A3) 存在 $\delta>0$，使得噪声 $v_i(k)$有直到 $4+\delta$ 阶绝对矩，且该矩有界.

输入信号为阶跃函数，设第 i 个子系统的设定点向量值从 $\sigma_{o,i}\triangleq[\sigma_{1o,i},\sigma_{2o,i},\cdots,\sigma_{q_io,i}]^{\mathrm{T}}$，阶跃到 $\sigma_i\triangleq[\sigma_{1,i},\sigma_{2,i},\cdots,\sigma_{q_i,i}]^{\mathrm{T}}$，即优化设定点的阶跃变化.

关于输入信号的假设：

A4) 对每个子系统，σ_i 的所有分量不为零；

A5) 各比值 $\sigma_{jo,i}/\sigma_{j,i}$彼此不相等，$j=2,3,\cdots,q_i$，且不等于 1.($i=1,2,\cdots,M$)；

A6) 对每个子系统($i=1,2,\cdots,M$)，输入分步阶跃，即

$$c_{i,j}(k-d_{m,c,i}-1) = \begin{cases} \sigma_{j0,i}, & k < T_i + (j-1)m_{c,i}, \\ \sigma_{j,i}, & k \geqslant T_i + (j-1)m_{c,i}. \end{cases} \tag{4}$$

其中

$$T_i \triangleq \max[m_{a,i}, d_{m,u,i}+m_{b,i}, d_{m,c,i}+m_{c,i}]. \tag{5}$$

$m_{a,i}$, $m_{b,i}$, $m_{c,i}$分别是第 i 个子系统近似线性模型输出项、关联输入项和设定点项的阶；$d_{m,u,i}$和 $d_{m,c,i}$则分别是该子系统近似线性模型关联输入和设定点项的时延；对第 i 个子系统进行参数估计则采用以下近似线性模型

$$\sum_{l=0}^{m_{a,i}} A_{m,l,i}y_i(k-l) = \sum_{l=0}^{m_{b,i}} B_{m,l,i}u_i(k-l-d_{m,u,i}) + \sum_{l=0}^{m_{c,i}} C_{m,l,i}c_i(k-l-d_{m,c,i}). \tag{6}$$

其中 $A_{m,o,i}\equiv I_{p_i}$；而 $A_{m,l,i}$, $l=1,2,\cdots,m_{a,i}$；$B_{m,l,i}$, $l=1,2,\cdots,m_{b,i}$；$C_{m,l,i}$, $l=1,2,\cdots,m_{c,i}$则是相应维数的矩阵. 辨识数据为 N 组. 估计方案是简单加权最小二乘法.

对 k 时刻的加权阵 $\beta_{k,i}\in \mathrm{R}^{p_i\times p_i}$的假设：

A7) 对每个子系统($i=1,2,\cdots,M$)，其估计的加权阵 $\beta_{k,i}$是正定对角阵，且

$$\lim_{k\to\infty}\beta_{k,i} = I_{p_i}. \tag{7}$$

引理 考虑满足假设 A1)～A7)的渐近定常线性大系统，如果以下条件成立：

A8) 对每个子系统($i=1,2,\cdots,M$)：

$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} E\{y_i(k)\} = \alpha_i. \tag{8a}$$

存在 $N_y\geqslant\max[n_{a,1},n_{a,2},\cdots,n_{a,M}]$，当 $|j|\leqslant N_y$ 时

$$\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}E\{y_i(k)y_i^{\mathrm{T}}(k-j)\}=\alpha_{i,j,yy}. \tag{8b}$$

存在 $N_u \geqslant \max[n_{b,1}+d_{u,1}, n_{b,2}+d_{u,2}, \cdots, n_{b,M}+d_{u,M}]$，当 $|j|\leqslant N_u$ 时

$$\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}E\{y_i(k)u_i^{\mathrm{T}}(k-j)\}=\alpha_{i,j,yu}. \tag{8c}$$

其中 $\alpha_i, \alpha_{i,j,yy}$ 和 $\alpha_{i,j,yu}$ 都是有限实常数向量或矩阵.

A9）存在某个数 $N_{v,i}$，对任意 $N\geqslant N_{v,i}$，噪声 $v_i(k)$ 使得矩阵 Φ_i 是正定阵（$i=1,2,\cdots,M$）.

$$\Phi_i \triangleq \frac{1}{N}\left[\begin{array}{c:c:c} E\{S_{y_i,y_i}\} & E\{S_{y_i,u_i}\} & E\{\tilde{y}_i\} \\ \hdashline E\{S_{y_i,u_i}^{\mathrm{T}}\} & E\{S_{u_i,u_i}\} & E\{\tilde{u}_i\} \\ \hdashline E\{\tilde{y}_i^{\mathrm{T}}\} & E\{\tilde{u}_i^{\mathrm{T}}\} & N \end{array}\right]. \tag{9}$$

其中

$$S_{y_i,y_i} \triangleq \begin{bmatrix} \sum_{k=T_i}^{N} y_i(k-1)y_i^{\mathrm{T}}(k-1) & \cdots & \sum_{k=T_i}^{N} y_i(k-1)y_i^{\mathrm{T}}(k-m_{a,i}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{k=T_i}^{N} y_i(k-m_{a,i})y_i^{\mathrm{T}}(k-1) & \cdots & \sum_{k=T_i}^{N} y_i(k-m_{a,i})y_i^{\mathrm{T}}(k-m_{a,i}) \end{bmatrix}. \tag{10}$$

类似地可以写出 S_{y_i,u_i} 和 S_{u_i,u_i}.

$$\tilde{y}_i \triangleq \left[\sum_{k=T_i}^{N} y_i^{\mathrm{T}}(k-1), \cdots, \sum_{k=T_i}^{N} y_i^{\mathrm{T}}(k-m_{a,i})\right]^{\mathrm{T}}, \tag{11}$$

$$\tilde{u}_i \triangleq \left[\sum_{k=T_i}^{N} u_i^{\mathrm{T}}(k-d_{m,u,i}-1), \cdots, \sum_{k=T_i}^{N} u_i^{\mathrm{T}}(k-d_{m,u,i}-m_{b,i})\right]^{\mathrm{T}}. \tag{12}$$

A10）

$$\det\Omega \neq 0, \tag{13}$$

$$\Omega \triangleq \left[\begin{array}{c:c} \text{diag block}\{\tilde{\Phi}_i\} & G \\ \hdashline \text{diag block}\{\tilde{F}_i\} & I \end{array}\right]. \tag{14}$$

其中

$$I \triangleq \mathrm{diag}\{I_{p_i}\} \text{ 是单位阵}, \quad (i=1,2,\cdots,M), \tag{15}$$

$$G \triangleq [g_{ij}], \quad g_{ij}\in \mathrm{R}^{(p_i m_{a,i}+p_i m_{b,i}+1)\times p_j}, \quad (i,j=1,2,\cdots,M). \tag{16}$$

当 $i\neq j$ 时

$$g_{i,j} \triangleq [\underbrace{0,\cdots,0}_{m_{a,i}\text{块}}, \underbrace{H_{i,j}^{\mathrm{T}},\cdots,H_{i,j}^{\mathrm{T}}}_{m_{b,i}\text{块}}, \underbrace{0}_{1\text{列}}]^{\mathrm{T}}, \tag{17a}$$

当 $i=j$ 时

$$g_{i,i} \triangleq [\underbrace{I_{p_i},\cdots,I_{p_i}}_{m_{a,i}\text{块}}, \underbrace{H_{i,i}^{\mathrm{T}},\cdots,H_{i,i}^{\mathrm{T}}}_{m_{b,i}\text{块}}, \underbrace{0}_{1\text{列}}]^{\mathrm{T}}, \tag{17b}$$

$$F_i \triangleq [\gamma_{i,1}^{\mathrm{T}} \,\vdots\, \gamma_{i,2}^{\mathrm{T}} \,\vdots\, \cdots \,\vdots\, \gamma_{i,p_i}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}k, \tag{18}$$

$$\gamma_{i,s_i} \triangleq \left[\frac{1}{N}\sum_{k=T_i}^{N}E\{y_{i,s_i}(k)y_i^{\mathrm{T}}(k-1)\}, \cdots, \frac{1}{N}\sum_{k=T_i}^{N}E\{y_{i,s_i}(k)y_i^{\mathrm{T}}(k-m_{a,i})\},\right.$$

$$\frac{1}{N}\sum_{k=T_i}^{N}E\{y_{i,S_i}(k)u_i^{\mathrm{T}}(k-d_{m,u,i}-1)\},\cdots,\frac{1}{N}\sum_{k=T_i}^{N}E\{y_{i,S_i}(k)u_i^{\mathrm{T}}(k-d_{m,u,i}-m_{b,i})\},$$

$$\frac{1}{N}\sum_{k=T_i}^{N}E\{y_{i,S_i}(k)\}], \tag{19}$$

$$\bar{\Phi}_i \triangleq \lim_{N\to\infty}\Phi_i, \tag{20}$$

$$\bar{F}_i \triangleq \lim_{N\to\infty}F_i. \tag{21}$$

$y_{i,S_i}(k)$是向量$y_i(k)$的第S_i个分量. $S_i=1,2,\cdots,p_i$,则可以得到:

C1) 存在某个N_0,使得对于任意$N\geqslant N_0$,矩阵$\Phi_{S_i,i,j}$在 a. s. 意义下可逆;$i=1,2,\cdots,M$;$j=1,2,\cdots,p_i$.

C2) 如果C1)成立,则矩阵$[\text{diag block}\widetilde{A}_{i,N}-\text{diag block}\widetilde{B}_{i,N}\cdot H]$也在 a. s. 意义下可逆.

其中

$$\Phi_{S_i,i,j}\triangleq\left[\begin{array}{c:c:c} S_{S_i,y_i,y_i,j} & S_{S_i,y_i,u_i,j} & S_{S_i,y_i,c_i,j} \\ \hdashline S_{S_i,y_i,u_i,j}^{\mathrm{T}} & S_{S_i,u_i,u_i,j} & S_{S_i,u_i,c_i,j} \\ \hdashline S_{S_i,y_i,c_i,j}^{\mathrm{T}} & S_{S_i,u_i,c_i,j}^{\mathrm{T}} & S_{S_i,c_i,c_i,j}\end{array}\right], \tag{22}$$

$$S_{S_i,y_i,y_i,j}\triangleq\begin{bmatrix}\sum_{k=T_i}^{N}\beta_{k-T_i+1,i,j}y_i(k-1)y_i^{\mathrm{T}}(k-1) & \cdots & \sum_{k=T_i}^{N}\beta_{k-T_i+1,i,j}y_i(k-1)y_i^{\mathrm{T}}(k-m_{a,i}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{k=T_i}^{N}\beta_{k-T_i+1,i,j}y_i(k-m_{a,i})y_i^{\mathrm{T}}(k-1) & \cdots & \sum_{k=T_i}^{N}\beta_{k-T_i+1,i,j}y_i(k-m_{a,i})y_i^{\mathrm{T}}(k-m_{a,i})\end{bmatrix}. \tag{23}$$

类似地有$S_{S_i,y_i,u_i,j}$, $S_{S_i,y_i,c_i,j}$, $S_{S_i,u_i,u_i,j}$, $S_{S_i,u_i,c_i,j}$和$S_{S_i,c_i,c_i,j}$,而$\beta_{k,i,j}$是指$\beta_{k,i}$阵的第j个对角元素.

$$\widetilde{A}_{i,N}\triangleq[I_{p_i}+\sum_{l=1}^{m_{a,i}}\hat{A}_{i,N,l}], \tag{24}$$

$$\widetilde{B}_{i,N}\triangleq[\sum_{l=1}^{m_{b,i}}\hat{B}_{i,N,l}], \tag{25}$$

$\hat{A}_{i,N,l}$是指$A_{m,l,i}$的最小二乘估计量;$l=1,2,\cdots,m_{a,i}$, $\hat{B}_{i,N,l}$是指$B_{m,l,i}$的最小二乘估计量;$l=1,2,\cdots,m_{b,i}$.

证明过程详见[4].

定义　整个大系统的无噪声稳态模型为

$$y=Ac. \tag{26}$$

其中

$$y\triangleq[y_1^{\mathrm{T}},y_2^{\mathrm{T}},\cdots,y_M^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}},\quad c\triangleq[c_1^{\mathrm{T}},c_2^{\mathrm{T}},\cdots,c_M^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}},$$

$$A\triangleq[\text{diag block}\overline{A}_i-\text{diag block}\overline{B}_i\cdot H]^{-1}[\text{diag block}\overline{C}_i], \tag{27}$$

$$\overline{A}_i\triangleq[I_{p_i}+\sum_{l=1}^{n_{a,i}}A_{l,i}], \tag{28}$$

$$\overline{B}_i \triangleq [\sum_{l=1}^{n_{b,i}} B_{l,i}], \tag{29}$$

$$\overline{C}_i \triangleq [\sum_{l=1}^{n_{c,i}} C_{l,i}]. \tag{30}$$

定义其无噪声稳态增益阵 A 为式(27)所述. 上述定义是有意义的，因为由假设 A1)可知:

$$\det[\text{diag block}\overline{A}_i - \text{diag block}\overline{B}_i H] > 0. \tag{31}$$

类似地，可以定义 A 的估计量 $\hat{A}_N$:

$$\hat{A}_N \triangleq [\text{diag block}\widetilde{A}_{i,N} - \text{diag block}\widetilde{B}_{i,N} \cdot H]^{-1} \cdot [\text{diag block}\widetilde{C}_{i,N}]. \tag{32}$$

其中
$$\widetilde{C}_{i,N} \triangleq [\sum_{l=1}^{m_{c,i}} \hat{C}_{i,N,l}]. \tag{33}$$

$\hat{C}_{i,N,l}$是指 $C_{m,l,i}$的最小二乘估计量；$l=1,2,\cdots,m_{c,i}$，由引理可知 $\hat{A}_N$ 是有意义的(a. s.).

定理 1 假设 A1)～A10)成立，则系统无噪声稳态模型估计是一致的，即有

$$\lim_{N\to\infty} \sum_{j=1}^{M} \hat{\lambda}_{N,i,S_i,j}\sigma_j = \sum_{j=1}^{M} \lambda_{i,S_i,j}\sigma_j, \quad \text{a. s.} \tag{34}$$

其中 $i=1,2,\cdots,M$; $S_i=1,2,\cdots,p_i$，而

$$A \triangleq [A_{i,j}], \quad i,j = 1,2,\cdots,M; \quad A_{i,j} \in \mathrm{R}^{p_i\times q_j}. \tag{35}$$

$$\hat{A}_N \triangleq [\hat{A}_{N,i,j}], \quad i,j = 1,2,\cdots,M; \quad \hat{A}_{N,i,j} \in \mathrm{R}^{p_i\times q_j}. \tag{36}$$

$\lambda_{i,S_i,j}$和 $\hat{\lambda}_{N,i,S_i,j}$分别是 $A_{i,j}$和 $\hat{A}_{N,i,j}$中的第 S_i 行行向量.

证明过程详见[4].

由于最小二乘估计的过程是各个子系统并行处理的，为了充分利用计算机网络的并行处理资源，在获得估计量 $\hat{A}_N$ 时，也可以采用以下提出的一种 Jacobi 并行迭代策略：

$$\hat{A}_{N,i,j}^{(k)} = \widetilde{A}_{i,N}^{-1}[\widetilde{C}_{i,N} + \sum_{l=1}^{M}\widetilde{B}_{i,N}H_{i,l}\hat{A}_{N,l,j}^{(k-1)}], \quad i,j = 1,2,\cdots,M. \tag{37}$$

定理 2 迭代格式(37)收敛的充分必要条件是 $\rho(T)<1$. 其中

$$T \triangleq \text{diag}[\widetilde{A}_{i,N}^{-1}\widetilde{B}_{i,N}] \cdot H, \tag{38}$$

$\rho(T)$是指矩阵 T 的谱半径.

证明过程详见[4].

因为 H 阵的每行有且只有一个 1，其余元素为零，则 $H\hat{A}_N$ 的计算量很小，因此该并行执行的 Jacobi 迭代算法在递阶式计算机网络上是能顺利执行的.

对于线性大系统，无法在阶跃输入的激励下，一次性地获得系统稳态模型的强一致性估计，所以本文针对线性渐近定常系统，提出以下的实用并能获得强一致估计大系统稳态模型的方法.

如果优化决策的设定点从这一步的 σ_0 将要变为下一步的 σ，为了比较准确地估计稳态模型，在辨识实验的设计中，可以分 $\sum_{i=1}^{M} q_i$ 段对输入信号进行阶跃，即输入信号从 σ_0 先阶跃至 $\sigma_0^1 \triangleq [\sigma_1^{1\mathrm{T}},\sigma_2^{1\mathrm{T}},\cdots,\sigma_M^{1\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$，…，第 $\sum_{i=1}^{M} q_i$ 段为 $\sigma_0^Q \triangleq [\sigma_1^{Q\mathrm{T}},\sigma_2^{Q\mathrm{T}},\cdots,\sigma_M^{Q\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$，$Q \triangleq \sum_{i=1}^{M} q_i$，$\sigma_0^Q \triangleq \sigma$；上述记号与指数和次方无关. 必须确保这些中间 $Q-1$ 个向量在设定点的可行集内. 在输入变化的每一段中，各采集 N 个数据点，并以此求出估计值 $\hat{A}_N^j$，$j=1,2,\cdots,Q$；而中间值向

量 $\sigma_0^1, \sigma_0^2, \cdots, \sigma_0^Q$ 必须是彼此线性独立的，即矩阵 $[\sigma_0^1, \sigma_0^2, \cdots, \sigma_0^Q]$ 是可逆方阵. 因此在输入 Q 段阶跃之后，可以由一致性定理得到以下的一系列等式关系：

$$\left\{\begin{array}{l} \sum_{j=1}^{M} \lambda_{i,S_i,j}\sigma_j^1 = \sum_{j=1}^{M} \hat{\lambda}_{N,i,S_i,j}^1 \sigma_j^1 + \xi_{i,S_i,1}, \\ \qquad \cdots \\ \sum_{j=1}^{M} \lambda_{i,S_i,j}\sigma_j^Q = \sum_{j=1}^{M} \hat{\lambda}_{N,i,S_i,j}^Q \sigma_j^Q + \xi_{i,S_i,Q}. \end{array}\right. \tag{39}$$

其中 $\xi_{i,S_i,1}, \cdots, \xi_{i,S_i,Q}$ 是由于采样数据的有限性而产生的误差；$i=1,2,\cdots,M$；$S_i=1,2,\cdots,p_i$；由定理 1 可知，当每段中采样点个数 $N\to\infty$ 时，$\xi_{i,S_i,1}, \cdots, \xi_{i,S_i,Q} \to 0$；a. s. 所以当 $N\to\infty$ 时，用以上方法可以一致地求解大系统稳态模型中的所有参数. 在以上输入信号的分段阶跃过程中，完全可以动态地、并行地进行. 下面的仿真结果证实了这一方法的实际有效性.

3　仿真研究

考虑如下的线性定常大系统：

子系统 1：$n_{a,1}=n_{b,1}=n_{c,1}=3$；$d_{a,1}=d_{c,1}=0$；参数阵为

$$A_{1,1}=\begin{bmatrix} 0.399 & 0.1785 \\ 0.1425 & 0.3675 \end{bmatrix};\quad A_{2,1}=\begin{bmatrix} -0.114 & 0.0945 \\ 0.076 & -0.1365 \end{bmatrix};\quad A_{3,1}=\begin{bmatrix} 0.0665 & -0.021 \\ -0.0315 & 0.057 \end{bmatrix};$$

$$B_{1,1}=\begin{bmatrix} 0.3255 & -0.1248 \\ -0.1078 & 0.357 \end{bmatrix};\quad B_{2,1}=\begin{bmatrix} 0.1632 & -0.0927 \\ -0.076 & 0.1919 \end{bmatrix};\quad B_{3,1}=\begin{bmatrix} 0.1728 & -0.0624 \\ -0.052 & 0.1344 \end{bmatrix};$$

$$C_{1,1}=\begin{bmatrix} 10.185 & -3.515 \\ -2.625 & 8.925 \end{bmatrix};\quad C_{2,1}=\begin{bmatrix} 2.31 & -1.90 \\ -1.90 & 3.99 \end{bmatrix};\quad C_{3,1}=\begin{bmatrix} 1.26 & -2.835 \\ -1.595 & 1.90 \end{bmatrix};$$

噪声过程 $v_1(k)=e_1(k)+\sum_{l=1}^{3} D_{l,1}e_1(k-l)$，$e_1(k)$ 是零均值白噪声序列，高斯分布、标准差向量为 $[0.849, 0.817]^{\mathrm{T}}$. 参数阵 $D_{l,1}$ 为：

$$D_{1,1}=\begin{bmatrix} 0.345 & -0.228 \\ -0.1665 & 0.1456 \end{bmatrix};\quad D_{2,1}=\begin{bmatrix} -0.1582 & 0.171 \\ 0.115 & -0.339 \end{bmatrix};\quad D_{3,1}=\begin{bmatrix} 0.222 & 0.115 \\ 0.17 & -0.2875 \end{bmatrix};$$

近似线性模型结构：$m_{a,1}=m_{b,1}=2$；$m_{c,1}=1$；$d_{m,a,1}=d_{m,c,1}=0$；

子系统 2：$n_{a,2}=n_{b,2}=n_{c,2}=3$；$d_{a,2}=d_{c,2}=0$；参数阵为

$$A_{1,2}=\begin{bmatrix} 0.3605 & -0.156 \\ -0.1235 & 0.3162 \end{bmatrix};\quad A_{2,2}=\begin{bmatrix} -0.1344 & -0.1339 \\ -0.1078 & -0.1648 \end{bmatrix};\quad A_{3,2}=\begin{bmatrix} 0.0864 & -0.0309 \\ -0.0105 & 0.0672 \end{bmatrix};$$

$$B_{1,2}=\begin{bmatrix} 0.3162 & -0.103 \\ -0.1248 & 0.2958 \end{bmatrix};\quad B_{2,2}=\begin{bmatrix} 0.1746 & -0.0728 \\ -0.0864 & 0.2288 \end{bmatrix};\quad B_{3,2}=\begin{bmatrix} 0.1261 & -0.0624 \\ -0.0824 & 0.1164 \end{bmatrix};$$

$$C_{1,2}=\begin{bmatrix} 10.192 & -5.723 \\ -5.253 & 9.975 \end{bmatrix};\quad C_{2,2}=\begin{bmatrix} 2.704 & -2.304 \\ -2.231 & 3.724 \end{bmatrix};\quad C_{3,2}=\begin{bmatrix} 1.0\text{[illegible]} & -1.428 \\ -1.352 & 1.746 \end{bmatrix};$$

噪声过程 $v_2(k)=e_2(k)+\sum_{l=1}^{3} D_{l,2}e_2(k-l)$，$e_2(k)$ 是零均值白噪声序列，高斯分布、标准差向量为 $[0.918, 0.969]^{\mathrm{T}}$. 参数阵 $D_{l,2}$ 为：

$$D_{1,2}=\begin{bmatrix} 0.57 & -0.339 \\ -0.115 & 0.2622 \end{bmatrix};\quad D_{2,2}=\begin{bmatrix} -0.276 & 0.1921 \\ 0.168 & -0.285 \end{bmatrix};\quad D_{3,2}=\begin{bmatrix} 0.399 & 0.1695 \\ 0.132 & -0.3885 \end{bmatrix};$$

近似线性模型结构：$m_{a,2}=m_{b,2}=2$；$m_{c,2}=1$；$d_{m,a,2}=d_{m,c,2}=0$；采用等权最小二乘法，每段采

样点数 $N=250$. 子系统间的关联矩阵 H(其定义见第 2 节)为:

$$H=\left[\begin{array}{cc:cc} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \hdashline 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{array}\right].$$

大系统的稳态增益阵真值为

$$A=\left[\begin{array}{cc:cc} 8.823266 & -4.913749 & 5.023067 & -3.737288 \\ -3.027860 & 9.318849 & -3.369757 & 5.633702 \\ \hdashline -1.799005 & 4.299825 & 8.047969 & -1.673137 \\ 5.013700 & -3.976719 & -2.199946 & 9.019188 \end{array}\right].$$

估计过程分四段进行,每段设定点向量如下

$$\sigma_0=[0.3\ 1.3 \ \vdots\ 0.1\ 1.6]^{\mathrm{T}};\quad \sigma_0^1=[0.6\ 1.1\ \vdots\ 0.4\ 1.3]^{\mathrm{T}};$$
$$\sigma_0^2=[0.8\ 0.9\ \vdots\ 0.7\ 0.9]^{\mathrm{T}};\quad \sigma_0^3=[1.1\ 0.7\ \vdots\ 1.0\ 0.6]^{\mathrm{T}};$$
$$\sigma_0^4=[1.5\ 0.5\ \vdots\ 1.4\ 0.4]^{\mathrm{T}}.$$

稳态增益的估计值为

$$\hat{A}_{250}=\left[\begin{array}{cc:cc} 8.835043 & -4.815050 & 4.999238 & -3.820763 \\ -2.595075 & 9.448438 & -3.837154 & 5.466071 \\ \hdashline -1.308928 & 4.526378 & 7.523637 & -1.937479 \\ 5.438149 & -3.830153 & -2.654285 & 8.837504 \end{array}\right].$$

通过上例结果可以说明,在相当低的信噪比的情况下,利用本文的一致性结论和提出的强一致估计方法,可以方便而有效地估计出线性大系统的稳态模型.

4 结 论

通过以上的理论分析和数字仿真研究,本文可以得到以下几点结论:

1) 在相当弱的条件下,只利用优化过程中设定点正常的阶跃变动作为系统的激励信号,不需附加任何其它的输入测试信号,就能得到渐近定常线性大系统稳态模型的一致估计.

2) 对于渐近定常的指数稳定的线性大系统,可以通过近似线性动态模型,利用工业大系统的动态信息,辨识系统的稳态模型.从而避免了这类情况下对工业大系统进行在线动态结构辨识.

3)实际工业大系统大都是慢时变的,在一个优化周期内,可以认为是渐近定常的,故本文的这一假设是合理的.

4) 结合本文的一致性结果,提出了一种能够获得强一致估计渐近定常线性大系统稳态模型的方法.

5)在理论证明的过程中,没有引入随机扰动的平稳性,遍历性,以及分布上的假设.

6) 仿真结果指出,在低的信噪比的情况下,对于渐近定常和时不变线性大系统,辨识其稳态模型的强一致估计方法是实用而有效的.

参 考 文 献

[1] Bamberger, W. and Isermann, R.. Adaptive On-Line Steady-State Optimization of Slow Dynamic Processes. Automatica, 1978, 14:223—230

[2] Garcia, C. E. and Morari, M.. Optimal Operation of Integrated Processing Systems. Part I:Open-Loop On-Line Optimizing Control. A. I. C. h. E. Journal, 1981, 27:960—968

[3] Lin, J. et al.. A New Approach to Stochastic Optimization Control of Steady State Systems Using Dynamic Information. Int. J. Control, 1989, 50:2205—2235

[4] 陈庆新. 工业过程稳态模型辨识的新方法研究. 西安交通大学信控系系统工程专业博士论文, 1991, 52—66

Steady-State Establishment of the Large-Scale Industrial Process by Use of the Dynamic Information and Its Strong Consistency Analysis

CHEN Qingxin and WAN Baiwu

(Institute of Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University • Xi'an, 710049, PRC)

Abstract: In this paper, under the weak assumptions such as only the step changes of system set points being the exciting signal, unknown structures and the dynamic parameters, approximate linear dynamic model and the least squares estimation method, for the linear slow time-varying large-scale system, the steady-state gain estimate is formed from the estimates of the parameters and a parallel identification algorithm is put forward. The consistency of the estimate and the convergence of the parallel iteration are analyzed. Based on this consistency theorem, a pragmatic method to get the strong consistent estimate of the steady-state model of the large-scale system is presented. Simulation study has already proved this point.

Key words: systems identification; large-scale system; hierarchical identification; steady-state model

本文作者简介

陈庆新 1963年生. 1985年毕业于西安交通大学机械工程系液压专业, 获工学学士学位; 1988年毕业于西安交通大学机械工程系流体及机械控制专业, 获工学硕士学位; 1991年12月毕业于西安交通大学信息及控制工程系系统工程专业, 获工学博士学位. 目前留校任教. 主要研究领域是稳态大系统辨识和优化控制, 适应控制.

万百五 1928年生. 教授. 博士生导师. 1951毕业于上海交通大学电信研究所. 现任西安交通大学信息与控制工程系系统工程研究所大系统室主任. 目前主要研究大系统模型简化、递阶控制, 智能控制等. 国内外发表论文110余篇.