大工业过程稳态模型的分散辨识*

刘知贵**　　　　黄正良***
(西南工学院信息与控制工程系 绵阳 621002) (四川省江油市人民政府 江油 621700)

【摘要】 针对大工业过程,利用优化过程中设定点的阶跃信号。采用分散辨识的方法,获得了大工业过程的稳态模型,并给出了其可辨识的充分条件。同传统的辨识方法相比,该技术具有精度高、计算简单、信息传递量少以及对系统干扰小等特点其,仿真研究显示了分散辨识技术的有效性和实用性。

关 键 词 稳态模型; 大工业过程; 分散辨识; 阶跃信号

中图分类号 TP11

工业过程的稳态优化控制的关键在于确定其稳态模型。传统的辨识技术,由于存在种种缺陷难以得到应用[1,2]。文献[3,4]提出了利用优化过程中设定点的阶跃信号辨识稳态模型的方法,由于大工业过程存在相互关联作用,使得该方法难以应用到大工业过程。本文给出了一种新的分散辨识方法,获得了大工业过程的稳态模型,并给出了大工业过程稳态模型可辨识的充分条件。

1 集中辨识

考虑一个由 N 个子过程组成的能控大工业过程,其稳态模型为

$$y_i = \boldsymbol{A}_i c_i + \boldsymbol{B}_i u_i \tag{1}$$

$$u_i = \sum_{j=1}^{N} \boldsymbol{H}_{ij} y_j \qquad i \in \overline{1,N} \tag{2}$$

式中 y_i、u_i、c_i 分别是第 i 个子过程的输出、关联输入、控制变量(设定点);$1+ij$ 是布尔型矩阵,其元素由0与1组成,式(1)、(2)也可写成如下紧凑形式

$$y = \boldsymbol{A}c + \boldsymbol{B}u \tag{3}$$

$$u = \boldsymbol{H}y \tag{4}$$

式中 $c=(c_1^T,\cdots,c_N^T)^T \in C \triangleq C_1\times\cdots\times C_N \subseteq R^{\Sigma m_i} = R^m$;$u=(u_1^T,\cdots,u_N^T)^T \in U \triangleq U_1\times\cdots\times U_N \subseteq R^{\Sigma s_i} = R^s$;$y=(y_1^T,\cdots,y_N^T)^T \in Y \triangleq Y_1\times\cdots\times Y_N \subseteq R^{\Sigma t_i} = R^t$;$H=(H_{ij})_{N\times N}$,$A=\mathrm{diag}(A_1,A_2,\cdots,A_N)$,$B=\mathrm{diag}(B_1,B_2,\cdots,B_n)$从式(3)、(4)又可得到

$$(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{BH})y = \boldsymbol{A}c \tag{5}$$

为了保证对任意的设定值 $c\in C$,都存在唯一的稳态输出值 y,要求 $\det(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{BH})\neq 0$,于是有

$$y = (\boldsymbol{I}-\boldsymbol{BH})^{-1}\boldsymbol{A}c = \boldsymbol{F}c \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{F}=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{BH})^{-1}\boldsymbol{A}$ 为 $t\times m$ 阶的未知矩阵。式(6)为输入输出的集中模型。式(1)、(2)称为可分模型。为了获取集中稳态模型,必须确定矩阵 $\boldsymbol{F}$。为此,采用如下的集中辨识方法。首先选择 m 个线性无关的向量,$\sigma_i\in C$,$i\in\overline{1,m}$。进行 m 次阶跃信号实验,测量其稳态输出值 y^i,即有

$$y_i = \boldsymbol{F}\sigma_i \qquad i\in\overline{1,m} \tag{7}$$

联系起来,可得到如下关系式

$$(y^1,\cdots,y^m) = \boldsymbol{F}(\sigma_1,\cdots,\sigma_m) \tag{8}$$

由此可得到

$$\boldsymbol{F} = (y^1,\cdots,y^m)(\sigma_1,\cdots,\sigma_m)^{-1} \tag{9}$$

1998年3月10日收稿,1999年4月26日修改定稿
* 国家自然科学基金资助项目,基金号:69674003

** 男 32岁 硕士 讲师
*** 男 37岁 博士 教授

特别可取如下特殊的阶跃信号

$$\sigma_i = (0,\cdots,0,a_iI,0,\cdots,0)^T \qquad (a_iI,\cdots,a_mI)^T \in C \quad a_i \neq 0, i \in \overline{1,m}$$

于是有

$$F = (y^1 a_1^{-1},\cdots,y^m a_m^{-1}) \tag{10}$$

这种集中辨识方法,看起来简单,但存在两个致命的弱点。1) 由于采取集中辨识,存在大量的信号交换,特别当维数 m 较大时,无形中增加了成本;2) 无法确定可分模型,可分散控制,稳态优化带来很大的困难,为了克服以上弱点,下面引进分散辨识方法。

2 分散辨识

分散辨识就是利用子过程的关联输入输出值以及设定点的阶跃信号,确定其可分稳态模型。由式(6)可知 y_i 可表示成 c_i 的线性组合,即有

$$y_i = \sum_{j=1}^{N} F_{ij}c_j \tag{11}$$

式中　$F=(F_{ij})_{N\times N}$,由式(2)可知 u_i 也可表示成 c_i 的线性组合,即有

$$u_i = \sum_{j=1}^{N} H_{ij}y_j = \sum_{j=1}^{N} H_{ij}(\sum_{s=1}^{N} F_{js}c_s) = \sum_{j=1}^{N} D_{ij}c_j \tag{12}$$

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

为了确定可分模型的系数矩阵 A_i 和 B_i,首先确定 F_{ij} 和 D_{ij}。为此,对于第 i 个子过程,选择 m_i+1 个设定值 $\sigma_i^k \in C_i$,使得 $G_i \triangleq (\sigma_i^1-\sigma_i^0,\cdots,\sigma_i^{m_i}-\sigma_i^0)$ 为可逆矩阵。在第三个子过程将 m_i+1 个设定值逐渐加到实际过程中,而其他过程维持一固定的设定值(如第 j 个过程维持在 c_j 不变)。整个辨识分成二个阶段来完成,下面分别介绍。

第一阶段:将第 i 个子过程的关联输入值和输出值送到第 i 个估计单元,从而有

$$y_i^k = F_{ii}\sigma_i^k + \sum_{j=i} F_{ij}c_j \tag{13}$$

$$y_i^k - y_i^0 = F_{ii}(\sigma_i^k - \sigma_i^0) \tag{14}$$

联立起来有

$$(y_i^1 - y_1^0,\cdots,y_i^{mi} - y_i^0) = F_{ii}G_i \tag{15}$$

解方程,可得到

$$F_{ii} = (y_i^1 - y_i^0,\cdots,y_i^{m_i} - y_i^0)G_i^{-1} \tag{16}$$

对于关联输入有

$$u_i^k = D_{ii}\sigma_i^k + \sum_{j=i} D_{ij}c_j \tag{17}$$

于是有

$$u_i^k - u_i^0 = D_{ii}(\sigma_i^k - \sigma_i^0) \tag{18}$$

联立起来解方程,可得到

$$D_{ii} = (u_i^1 - u_i^0,\cdots,u_i^{m_i} - u_i)G_i^{-1} \tag{19}$$

将第 j 个子过程的输出值和关联输入值送到第 j 个估计单元,有

$$y_j^k = F_{ji}\sigma_i^k + \sum_{s\neq i} F_{js}c_s \tag{20}$$

同理可得

$$F_{ji} = (y_j^1 - y_j^0,\cdots,y_j^{m_i} - y_j^0)G_i^{-1} \tag{21}$$

又有

$$u_j^k = D_{ji}\sigma_i^k + \sum_{s\neq i} D_{js}C_s \tag{22}$$

同理可得

$$D_{ji} = (u_j^1 - u_j^0, \cdots, u_j^{m_i} - u_j^0) G_i^{-1} \tag{23}$$

由式(16)、(19)、(21)和式(23)知，得到了式(11)、(12)中的全部未知矩阵 $\boldsymbol{F}_{ij}$ 和 $\boldsymbol{D}_{ij}$，$i \in \overline{1,N}$，$j \in \overline{1,N}$。

第二阶段：在第二个阶段主要是估计 $\boldsymbol{A}_i$ 和 $\boldsymbol{B}_i$。

首先有

$$y_i = \sum_{j=i}^{N} \boldsymbol{F}_{ij} c_j = A_i c_i + B_i u_i = A_i c_i + B_i \sum_{j=i}^{N} \boldsymbol{D}_{ij} c_j \tag{24}$$

两边进行比较，可得

$$\boldsymbol{F}_{ii} = \boldsymbol{A}_i + \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{D}_{ii} \qquad i \in \overline{1,N} \tag{25}$$

$$\boldsymbol{F}_{ij} = \boldsymbol{B}_i \boldsymbol{D}_{ij} \qquad j = i, 且\ j \in \overline{1,N} \tag{26}$$

由于式(26)是由式(24)导出来的，所以式(26)的解总是存在的。设其解为 $\hat{B}_i$，代入到式(25)中，可得到

$$\hat{\boldsymbol{A}}_i = \boldsymbol{F}_{ii} - \hat{\boldsymbol{B}}_i D_{ii} \tag{27}$$

如果 $\hat{\boldsymbol{B}}_i = \boldsymbol{B}_i$，那么有 $\hat{\boldsymbol{A}}_i = \boldsymbol{A}_i$，此时称系统的可分模型是可辨识的，反之称为不可辨识。即使在可分模型不可辨识的情况下，也能获得子过程的输出与设定点之间的关系。产生这种情况的主要原因是各子过程之间存在关联约束，这种关联约束可以影响到子过程的关联输入的独立性。第二阶段的辨识在各自的估计单元进行，只需利用相应子过程的输出值和关联输入值。因此是分散辨识，可降低成本。

3 仿真研究

下面用一个可分模型为不可辨识的情况和一个可分模型是可以辨识的情况实例进行仿真研究。

例1 考虑一个由2个子过程构成的大工业过程，其稳态模型为

$$y_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} c_1 + \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} u_1 \qquad y_2 = 2c_2 + u_2$$

$$u_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} y_1, \quad u_2 = (1,1) y_1 \qquad u_1 = \begin{pmatrix} u_{11} \\ u_{12} \end{pmatrix}, \quad c_1 = \begin{pmatrix} u_{11} \\ u_{12} \end{pmatrix}, \quad y_1 = \begin{pmatrix} y_{11} \\ y_{12} \end{pmatrix}$$

虽然有

$$\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} \qquad \boldsymbol{B} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \qquad \boldsymbol{H} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

选取阶跃信号

$$\sigma_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \sigma_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

利用式(10)，可得到

$$\boldsymbol{F} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{3}{2} & 2 \end{pmatrix}$$

这样便可获得集中稳态模型 $y = \boldsymbol{F}c$，下面进行分散辨识。

第一阶段：

1) 将 $\sigma_1{}^0 = (0,0)^T$，$\sigma_1{}^1 = (1,0)^T$，$\sigma_1{}^2 = (0,1)^T$ 逐步加到实际系统中，c_2 维持在 $\sigma_2{}^0 = (0,0)$ 不变，通过量测可得到

$$y_1^0 = (0,0)^T \qquad y_1^1 = (0, -\frac{1}{2})^T \qquad y_1^2 = (-1, -\frac{1}{2})T \qquad u_1^0 = (0,0)^T$$

$$y_2^2 = -\frac{3}{2} \qquad u_2^0 = 0 \qquad u_2^1 = -\frac{1}{2} \qquad u_2^2 = -\frac{3}{2}$$

在第一估计单元利用式(16)、(19)可得到

$$F_{11}=\begin{pmatrix}0 & -1\\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2}\end{pmatrix}\qquad D_{11}=\begin{pmatrix}-\frac{1}{2} & -\frac{3}{2}\\ -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2}\end{pmatrix}$$

在第二估计单元,利用式(21)、(23)可得到

$$F_{21}=(-\frac{1}{2},-\frac{3}{2})\qquad D_{21}=(-\frac{1}{2},-\frac{3}{2})$$

2) $c_1=\sigma_1{}^0$ 固定不变,将 $c_2=\sigma_2{}^0,\sigma_2{}^1$ 逐步加到实际系统中,通过量测可得到

$$y_1^0=(0,0)^T,y_1^1=(0,0)^T,u_1^0=(0,0)^T,u_1^1=(0,0)^T$$

$$y_2^0=0,\quad y_2^1=2,\quad u_2^0=0,\quad u_2^1=0$$

在第一估计单元,利用式(21)、(23)可得到

$$F_{12}=(0,0)^T\qquad D_{12}=(0,0)^T$$

在第二估计单元,利用式(16)、(19)可得到

$$F_{22}=[2]\qquad D_{22}=[0]$$

第二阶段:

1) 求解方程

$$F_{12}=B_1D_{12}\qquad F_{21}=B_2D_{21}$$

虽然 $\hat{B}_1=\begin{pmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{pmatrix}$, $\hat{B}_1=\begin{pmatrix}1 & 1\\ 1 & 0\end{pmatrix}$, $\hat{B}_2$ 有唯一值,$\hat{B}_2=B_2=[1]$。

2) 求解方程

$$F_{11}=A_1+\hat{B}_1D_{11}\qquad F_{22}=A_2+B_2D_{22}$$

可得到

$$\hat{A}_1=\begin{pmatrix}\frac{1}{2} & \frac{1}{2}\\ 0 & 0\end{pmatrix}\qquad \hat{A}_1=\begin{pmatrix}1 & 1\\ 0 & 1\end{pmatrix}=A_1\qquad \hat{A}_2=(2)=A_2$$

上面结果表明,可以唯一确定第二个子过程的可分模型,第一个子过程是不可辨识的。

例2 考虑如下模型描述的稳态工业过程

$$y_1=\begin{pmatrix}-\frac{7}{2} & -\frac{23}{8}\\ 11 & \frac{9}{2}\end{pmatrix}c_1+\begin{pmatrix}-\frac{1}{4} & -\frac{1}{8}\\ -1 & 0\end{pmatrix}u_1\qquad y_2=\begin{pmatrix}\frac{15}{7} & \frac{-29}{7}\\ -\frac{22}{7} & \frac{-6}{7}\end{pmatrix}c_2+\begin{pmatrix}-\frac{1}{7} & \frac{3}{7}\\ \frac{1}{7} & \frac{4}{7}\end{pmatrix}u_2$$

$$u_1=\begin{pmatrix}1 & 0\\ 1 & 1\end{pmatrix}y_1+\begin{pmatrix}0 & 1\\ 1 & 0\end{pmatrix}y_2\qquad u_2=\begin{pmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{pmatrix}y_1+\begin{pmatrix}1 & 1\\ 0 & 1\end{pmatrix}y_2$$

取$\sigma_1{}^0=(0,0)^T,\sigma_1{}^1=(1,0),\sigma_1{}^2=(0,1)$, $\sigma_2{}^0=(0,0)^T,\sigma_2{}^1=(1,0),\sigma_2{}^2=(0,1)$,首先利用类似例1的方法可得

$$D_{11}=\begin{pmatrix}3 & 1\\ 2 & 1\end{pmatrix}\qquad D_{12}=\begin{pmatrix}0 & -1\\ 8 & -2\end{pmatrix}\qquad D_{21}=\begin{pmatrix}3 & 2\\ 1 & 3\end{pmatrix}\qquad D_{22}=\begin{pmatrix}3 & -3\\ -3 & 4\end{pmatrix}$$

$$F_{11}=\begin{pmatrix}2 & -1\\ 0 & 1\end{pmatrix}\qquad F_{12}=\begin{pmatrix}1 & -2\\ 4 & 3\end{pmatrix}\qquad F_{21}=\begin{pmatrix}0 & 1\\ 1 & 2\end{pmatrix}\qquad F_{22}=\begin{pmatrix}3 & -2\\ -1 & 1\end{pmatrix}$$

然后解方程

$$F_{12}=B_1D_{12}\qquad F_{21}=B_2D_{21}$$

由于 D_{12},D_{21}是可逆矩阵,可唯一确定 $\hat{B}_1,\hat{B}_2$

$$\hat{B}_1=F_{12}D_{12}=\begin{pmatrix}-\frac{1}{4} & \frac{1}{8}\\ -1 & 0\end{pmatrix}=B_1\qquad \hat{B}_2=F_{21}D_{21}^{-1}=\begin{pmatrix}-\frac{1}{7} & \frac{3}{7}\\ \frac{1}{7} & \frac{4}{7}\end{pmatrix}=B_2$$

求解方程

$$F_{11} = A_1 + \hat{B}_1 D_{11} \qquad F_{22} = A_2 + \hat{B}_2 D_{22}$$

于是得到

$$\hat{A}_1 = \begin{pmatrix} -\frac{3}{2} & -\frac{23}{8} \\ 11 & \frac{9}{2} \end{pmatrix} = A_1 \qquad \hat{A}_2 = \begin{pmatrix} \frac{15}{7} & -\frac{29}{7} \\ -\frac{22}{7} & \frac{-6}{7} \end{pmatrix} = A_2$$

由此可知,此过程的可分模型是可辨识的。

4 结 束 语

本文提出的分散辨识方法,最突出的优点就是完全分散辨识,大量减少了信息之间的传递。每一个局部估计单元只需要传递设定点的阶跃信号值,利用对应子过程的输出和关联输入值,就可获得其可分模型。

参 考 文 献

1 Bamberger W, Iesrmann R. Adaptive on-line steady-state optimization of slow dynamic processes. Automatica, 1978,14:223~230

2 Garcic C E, Morari M. Optimal operation of integrated processing systems, part I: open-loop on-line optimizing control. AICHE Journal, 1981,27:960~968

3 陈庆新,万百五. 利用工业过程动态信息建立稳态模型及其强一致性分析. SISO 情形控制与决策, 1991,6(2):90~96

4 黄正良,万百五,韩崇昭. 过程系数估计新方法及其强一致性分析. 控制理论与应用,1994,11(1):12~19

5 黄正良,万百五,韩崇昭. 双线性系统稳态模型估计及其强一致性分析. 自动化学报,1995,21(5):562~569

Decentralized Identification of Steady-state Models for Large-scale Industrial Processes

Liu Zhigui

(Dept. of Information and Control Engineering, SWIT Mianyang 621002)

Huang Zhengliang

(The Government of Jiangyou City Jiangyou 621700)

Abstract In this paper, under mild conditions, the steady-state models for large-scale industrial processes are obtained by using the step signals of set-points in the procedure of optimizing control, and the sufficient conditions are obtained. The identification technique has advantages of high accurately simple count, and less interference to the indusrical processes, as well as less information transmission with contrast to classical identification techniques. The validity and practicabity of this complete decentralized identification are demonstrated by simulation results.

Key words steady-state models; large-scale industrial processec; decentralized indentification; step signals